



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

PROGRAMA DE POSGRADO EN ESTUDIOS LATINOAMERICANOS

**Dependencia tecnológica, corporaciones transnacionales e
inteligencia artificial en América Latina**

Tesis

Que para optar por el grado de
Maestro en estudios latinoamericanos

Presenta

Cristóbal Reyes Núñez

Director de tesis

Dr. Raúl Ornelas Bernal

IIEc– UNAM

Ciudad Universitaria, Ciudad de México, diciembre de 2020



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Índice

INTRODUCCIÓN.....	3
CAPÍTULO I. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LAS CONDICIONES TECNOLÓGICAS DE SU IMPLEMENTACIÓN.....	15
1. La inteligencia artificial y sus funciones	16
2. El complejo tecnológico de la inteligencia artificial	24
3. Condiciones tecnológicas de su implementación.....	28
4. Visión de conjunto.....	47
CAPÍTULO II. USOS ACTUALES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL E IMPACTOS EN LA REPRODUCCIÓN DEL CAPITAL	57
1. Usos actuales de la inteligencia artificial y dificultades para su implementación	58
2. ¿Cómo impacta la inteligencia artificial en el proceso de reproducción del capital?	74
3. Conclusiones	85
ANEXO DE CUADROS AL CAPÍTULO II.....	87
CAPÍTULO III. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL MARCO DE LAS TENDENCIAS DEL DESARROLLO CAPITALISTA	89
1. ¿Una nueva revolución industrial?.....	89
2. La inteligencia artificial como la forma más desarrollada de las tendencias del desarrollo capitalista	97
3. Conclusiones	107
CAPÍTULO IV. INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y DEPENDENCIA TECNOLÓGICA EN AMÉRICA LATINA.....	110
1. Producción de hardware y software como soportes de las tecnologías digitales.....	112
2. Infraestructuras	117
3. Acceso a internet y extracción de datos	124
4. Investigación científica, desarrollo tecnológico e innovación.....	129
5. Adopción.....	136
6. Implicaciones para la reproducción del capital en América Latina.....	142
CONCLUSIONES	151
BIBLIOGRAFÍA	159
ANEXO DE CUADROS Y GRÁFICAS	175

INTRODUCCIÓN

La aplicación tecnológica de la ciencia y su incorporación en los procesos de reproducción para elevar la productividad del trabajo social es una de las palancas más poderosas para la acumulación de capital. En ese marco, la inteligencia artificial –a la que defino como un sistema computacional en el que se han objetivado las capacidades de percibir el entorno, interpretarlo, aprender, usar esa información para intervenir sobre el entorno y modificar adaptativamente su funcionamiento– es una de las realizaciones tecnológicas más avanzadas y complejas en la historia de la modernidad capitalista.

La inteligencia artificial forma parte del núcleo de vanguardia de las fuerzas productivas en el capitalismo contemporáneo. Al ser una tecnología genérica y ubicarse en la vanguardia del desarrollo tecnológico, posee un enorme potencial para transformar las condiciones materiales y sociales de la reproducción del capitalismo. En consecuencia, el estudio de la inteligencia artificial es fundamental para analizar las tendencias, contradicciones y límites del capitalismo contemporáneo. Esta investigación se propone contribuir al estudio de esta tecnología al identificar sus características más importantes, las particularidades de su implementación, sus principales dinámicas y al ubicarla en el marco de las tendencias generales del desarrollo capitalista. Asimismo, se busca dar cuenta de las particularidades de su adopción y uso en América Latina y de cómo ello produce formas de dependencia y polarización nuevas y más agudas.

Para ello, retomamos la propuesta teórica y de método de la *producción estratégica*, planteada por Ana Esther Ceceña y Andrés Barreda (1995). Aun cuando el objetivo de la producción capitalista es la acumulación incesante de capital y la apropiación siempre creciente de ganancias, no todos los valores de uso tienen la misma importancia para la reproducción del sistema en su conjunto. Los capitalistas pueden obtener ganancias a partir de la venta de las mercancías más disímiles; no obstante, que en un capital o en un espacio geográfico se produzcan tecnologías de vanguardia o medios de subsistencia básicos tiene consecuencias sustancialmente diferentes para la reproducción del capital, tanto en el plano del valor como del valor de uso. En cada periodo histórico existe un núcleo estratégico de la producción, que está delimitado por aquellas mercancías indispensables para la reproducción del sistema según el patrón tecnológico vigente.

Dentro de aquel núcleo estratégico de la producción, las tecnologías de vanguardia tienen un lugar particularmente importante.

La vanguardia tecnológica es estratégica, pues es:

- un medio para el liderazgo económico;
- el ámbito donde se expresan y redefinen los límites de apropiación y subsunción alcanzados por los capitales;
- una condición para la producción de plusvalor extraordinario y la apropiación de ganancias extraordinarias;
- un mecanismo de construcción de jerarquías y polarización entre capitales y Estados;
- un medio que hace posible la construcción de nuevas condiciones generales para el proceso de valorización; y
- un instrumento que permite determinar las bases del patrón tecnológico y productivo en general.

En este marco, la importancia de la inteligencia artificial radica en que es simultáneamente una tecnología de vanguardia y una tecnología genérica, o tecnología de propósito general, susceptible de ser aplicada en tendencialmente todas las actividades económicas y sociales. La inteligencia artificial, como una de las determinaciones materiales más avanzadas del proceso de producción y reproducción, establece los caminos concretos a través de los cuales se hace efectivo el impulso abstracto por la valorización incesante y permite la apropiación de ganancias extraordinarias. Estas características de la inteligencia artificial la ubican como motor del desarrollo de las fuerzas productivas en el capitalismo contemporáneo:¹ los avances en inteligencia artificial redefinen y condicionan la reproducción del conjunto de los capitales. Asimismo, estas características posicionan a los capitales que se ubican en la vanguardia

¹ En un documento elaborado para la Oficina nacional de investigación económica de Estados Unidos, [Iain Cockburn, Rebecca Henderson y Scott Stern \(2018\)](#) refieren que el impacto más significativo de la inteligencia artificial será en su función de “‘método de invención’ de propósito general, que puede redefinir la naturaleza del proceso de innovación” [“artificial intelligence [...] may have an even larger impact by serving as a new general-purpose ‘method of invention’, that can reshape the nature of the innovation process”].

de su desarrollo e implementación en un lugar central en la redefinición del patrón tecnológico vigente y en la apropiación de ganancias extraordinarias.

Los capitales disputan intensamente el control de los sectores estratégicos de la producción y el monopolio sobre las tecnologías de vanguardia, que les permiten hacerse del liderazgo económico, apropiarse de ganancias extraordinarias y vencer a sus competidores para detentar una mayor cuota de mercado. En la cima de este proceso se encuentran las grandes corporaciones transnacionales, agentes centrales del capitalismo del siglo XXI. Para la inteligencia artificial, los capitales que se ubican en la frontera de su desarrollo e implementación son las grandes corporaciones de tecnologías digitales, entre las que destacan las estadounidenses Amazon, Alphabet (matriz de Google), Intel, Microsoft, Apple y Facebook.² Estas corporaciones son las principales impulsoras y beneficiarias de su despliegue. Al ilustrar y comentar algunas de las aplicaciones particulares de la inteligencia artificial, estas corporaciones –en particular Amazon y Alphabet, ejemplos paradigmáticos de las características del capitalismo digital y punteras en la innovación e implementación de esta tecnología de vanguardia– aparecerán constantemente como protagonistas de nuestras reflexiones.

En esta investigación nos proponemos contribuir a la formulación de una interpretación sobre la inteligencia artificial que dé cuenta de que esta tecnología está subsumida a la lógica del capital y de cómo se inscribe en tendencias generales del desarrollo capitalista. En el proceso de exponer qué es la inteligencia artificial, cuáles son sus características, cuál es su impacto en el proceso de reproducción del capital, etcétera, plantearemos constantes contrapuntos con las interpretaciones dominantes sobre esta tecnología y discutiremos algunos de los mitos que en torno a esta se han construido. Conviene mencionar algunos de ellos como punto de partida y como marco general de la discusión.

En primer lugar, un mito que se ha construido desde las interpretaciones dominantes en torno a la inteligencia artificial es que traerá consigo una transformación masiva y un impacto generalizado. En contraste con dicha posición, la presente investigación muestra que el uso de

² También destacan las corporaciones chinas Alibaba, Tencent y Baidu. En la investigación, centramos la atención en las corporaciones estadounidenses.

la inteligencia artificial reorganiza los procesos de reproducción de manera polarizada y desigual. En la sociedad capitalista, el desarrollo tecnológico es jerárquico en su adopción y heterogéneo en sus impactos. Los principales impulsores y beneficiarios de la incorporación tecnológica de la ciencia son las empresas líderes; debido a su superioridad tecnológica pueden apropiarse de ganancias extraordinarias y definir las pautas generales de los procesos de acumulación.

Ante esta situación, un tema que está permanentemente en cuestión es la capacidad de esta tecnología para dinamizar la acumulación y apuntalar la rentabilidad en el conjunto del sistema. Al mostrar las características actuales de su implementación y los obstáculos para su generalización, planteamos que la adopción de la inteligencia artificial será lenta, desigual y altamente concentrada, lo que limitará su impacto y ahondará la polarización y heterogeneidad existentes.

El enorme potencial de la inteligencia artificial para transformar las condiciones materiales y sociales de la reproducción se concentra en el gran capital, no se distribuye de manera homogénea en el conjunto del sistema. En las condiciones actuales, la inteligencia artificial es una tecnología transversal que reorganiza la producción capitalista, aunque tal reorganización es desigual y altamente polarizada. En el capitalismo contemporáneo, caracterizado por la extrema polarización y un bajo dinamismo, incluso tecnologías tan potentes como la inteligencia artificial se aplican sólo de manera parcial y fragmentaria, con lo cual tienden a reorganizar de manera polarizada los procesos de producción y a conformar “islotes” de alta productividad y apropiación de ganancias extraordinarias al lado de una mayoría de empresas poco productivas y con baja rentabilidad.

La difusión polarizada de la vanguardia tecnológica construye jerarquías y las reproduce en escala ampliada. Para el caso de América Latina, se discute cómo la inteligencia artificial, a través de las corporaciones transnacionales y del gran capital local, contribuye a profundizar la dependencia tecnológica, así como a agudizar los procesos que caracterizan al capitalismo dependiente: las transferencias de plusvalor —en sus múltiples formas—, la superexplotación de la fuerza de trabajo y las formas de reproducción del capital que acentúan hasta el límite las contradicciones inherentes a la producción capitalista.

Por otra parte, en los debates académicos y políticos sobre la inteligencia artificial suele asumirse que su advenimiento es inevitable, una suerte de destino fatal que se cierne sobre

nuestras vidas. Esta retórica también asume que la aplicación de la inteligencia artificial y de otras tecnologías de vanguardia llevará a la vida social de un estado inferior hacia uno superior, en la línea indetenible del progreso. Pueden discutirse las formas de adaptación de las sociedades ante estas nuevas tecnologías –más o menos dolorosas, según quién las enuncie–, pero no las tecnologías mismas ni sus usos, pues se asume que son inherentemente progresistas y positivos.

Esta forma fetichizada de entender la realidad lleva también a que la mayoría de las personas vean a las tecnologías como objetos autónomos e independientes de la actividad humana, que tienen sus propios fines y se rigen por sus propias lógicas y dinámicas. Frente a estas concepciones fetichistas y tecno-deterministas en torno a la inteligencia artificial –que son sumamente funcionales a quienes detentan su propiedad y control–, es importante insistir en que ésta, al igual que toda tecnología, es un producto social.

El proceso de reproducción social es un proceso realización de proyectos y de autorrealización del sujeto.³ En este proceso, la técnica ocupa un lugar clave como el medio a través del cual los sujetos sociales construyen y *dan forma* a su vida en común, tanto en términos materiales como simbólicos (Echeverría, 1998, 2010). La técnica, dice Marx, “pone al descubierto el comportamiento activo del hombre con respecto a la naturaleza, el proceso de producción inmediato de su existencia, y con esto, asimismo sus relaciones sociales de vida y las representaciones intelectuales que surgen de ella” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 453n).

La técnica es resultado de un proceso de producción social que encarna proyectos de mundo y contribuye a su realización (Mumford, 1971). Las tecnologías son la materialización de determinadas relaciones sociales; están preñadas de valores, intereses, intenciones, motivaciones y objetivos. Todas las tecnologías realmente existentes son el resultado de procesos y elecciones sociales conflictivas entre un conjunto de opciones tecnológicas. En estas elecciones conflictivas entre distintas trayectorias tecnológicas posibles se disputa el valor de uso de la tecnología y su función concreta en la sociedad en la que están inmersas. Este proceso conflictivo implica que en la definición de cierta tecnología se priorizan los intereses de determinadas agrupaciones

³ “El trabajar [...] es un inventar y un llevar a cabo un proyecto; proyecto que sólo inmediatamente es el de la construcción de una cosa, que indirectamente pero en definitiva es el de la construcción del sujeto mismo” (Echeverría, 1998, p. 170). En ese sentido, el proceso de reproducción social es un proceso de autorrealización del sujeto (Echeverría, 2010, p. 56).

sociales sobre los de otros, unos objetivos sobre otros, etc. Por tanto, la tecnología es una manera de materializar intereses, y ello tiene implicaciones económicas y políticas. La tecnología tiende a reproducir y amplificar las relaciones sociales e intereses que encarna.

En las interpretaciones hegemónicas sobre la inteligencia artificial se le piensa desde una perspectiva ahistórica en la cual las relaciones sociales, las lógicas, los objetivos, los intereses, etc., que están materializados en las tecnologías se oscurecen e invisibilizan al ser obviados y naturalizados. Los principales impulsores e ideólogos del capitalismo digital –desde los ejecutivos de las empresas de Silicon Valley hasta las mayores consultoras de negocios, pasando por portavoces de la clase dominante como Klaus Schwab, fundador del Foro económico mundial– suelen referirse a la inteligencia artificial como si se tratara de una tecnología absolutamente novedosa. Frases como “la inteligencia artificial es diferente a todo lo que ha sucedido antes” o “la transformación que traerá consigo la inteligencia artificial será diferente a todo lo que la humanidad haya experimentado antes” se repiten y amontonan por doquier.⁴ El énfasis en lo que hay de novedoso en la inteligencia artificial desdibuja la historicidad en que esta tecnología se inscribe, así como las lógicas que la impulsan y que ella misma reproduce.

Ahora bien, ¿cuáles son los procesos que dan sentido a la tecnología en la sociedad moderna? ¿cuáles son las relaciones sociales e intereses que la definen? En la moderna sociedad capitalista, la tecnología –y dentro de ella, la inteligencia artificial– está subordinada a la

⁴ “Estamos al borde de una revolución tecnológica que alterará fundamentalmente la forma en que vivimos, trabajamos y nos relacionamos unos con otros. En su escala, alcance y complejidad, la transformación será diferente a todo lo que la humanidad haya experimentado antes” [“We stand on the brink of a technological revolution that will fundamentally alter the way we live, work, and relate to one another. In its scale, scope, and complexity, the transformation will be unlike anything humankind has experienced before”] (Schwab, 2015). Desde la consultora KPMG (2020) se afirma que “nadie que esté vivo hoy ha presenciado un cambio como el que la inteligencia artificial traerá. [...] La inteligencia artificial es diferente a todo lo que cualquiera de nosotros haya experimentado antes” [“Nobody that is alive today has witnessed a change like the one AI will bring. [...] AI is unlike anything any of us have experienced before”]. En Accenture (2018), otra consultora, se preguntan, “¿por qué la revolución de la inteligencia artificial es tan diferente a todo lo que ha existido antes?” [“why is artificial intelligence revolution so unlike anything that came before?”]. Las referencias de este tipo sobre la inteligencia artificial son las hegemónicas en todos los ámbitos.

acumulación del capital. El uso mismo de las tecnologías está condicionado por el imperativo de la valorización: no basta que una tecnología sea más eficiente, ecológicamente sustentable, o que permita la producción de valores de uso de calidad superior; el criterio primordial de su uso estriba en que sirva para la apropiación de ganancias incesantes y siempre crecientes.⁵ El desarrollo tecnológico capitalista obedece al impulso de los capitales individuales por producir plusvalor extraordinario y apropiarse de ganancias extraordinarias.

Esto no significa que la acumulación del capital sea la única relación social presente en la tecnología moderna. Por el contrario, como una amplia bibliografía documenta, la tecnología moderna también encarna relaciones de poder raciales, patriarcales, de instrumentalización de la naturaleza, entre las más importantes. No obstante, la lógica del capital es la predominante, condiciona la posibilidad de uso del conjunto de las tecnologías y refuncionaliza el resto de las relaciones de poder, imbricándose con ellas y retroalimentándolas.⁶

Aunque algunas de las características de la inteligencia artificial son sumamente novedosas y representan potencialidades transformadoras, es fundamental tener presente como punto de partida que esta tecnología se inscribe en la sociedad capitalista y que responde a sus necesidades e imperativos, primordialmente a la lógica de la valorización. En lugar de enfatizar lo nuevo a riesgo de perder de vista su historicidad, partimos de comprender a la inteligencia artificial como una de las realizaciones más acabadas de las tendencias de la modernidad capitalista para, en ese marco, analizar las novedades que trae consigo y los cambios que representa en las dinámicas de las cuales participa. En este sentido, es más lo que esta tecnología representa de continuidad que de ruptura. La inteligencia artificial reproduce, reactualiza y reconfigura las relaciones de explotación y dominio características del capitalismo.⁷ Por tanto, al

⁵ De ahí que a lo largo de la historia del capitalismo abunden los ejemplos sobre trayectorias técnicas alternativas que fueron abandonadas por no cumplir con el criterio de servir como base para la valorización incesante.

⁶ Hago eco aquí de los planteamientos de [Jaime Osorio \(2016a, 2019\)](#) sobre la lógica del capital como actividad que unifica el sentido de vida en la sociedad moderna.

⁷ Al respecto, [Jathan Sadowski \(2020\)](#) afirma: “no estamos presenciando una ruptura disruptiva en la historia, sino una nueva forma de reempaquetar, reproducir y revitalizar las estructuras sociales y las relaciones económicas anteriores” [“We are not witnessing a disruptive break from history but rather a new way of repackaging, reproducing, and revitalizing the social structures as well as economic relations

contrario de lo que plantean los gurúes de Silicon Valley, no estamos ante una ruptura radical en la historia de la humanidad, sino ante una nueva configuración del capitalismo con una tecnología como la inteligencia artificial que redefine sus límites y capacidades de apropiación.

En el marco de la sociedad capitalista, la inteligencia artificial sirve –como el resto de las tecnologías– como un medio: *i)* para dirimir el conflicto entre clases (primordialmente, entre la clase capitalista y la clase trabajadora); y *ii)* para construir jerarquías al interior de la clase capitalista a través de la competencia; estas jerarquías dan pie a posibilidades diferenciadas de apropiación de las ganancias y a formas diferenciadas de la reproducción del capital.

Identificar que la innovación e implementación de la inteligencia artificial están subordinadas a la lógica del capital y al imperativo de la valorización es fundamental para la crítica de las contradicciones de la sociedad moderna en nuestros tiempos y para comprender por qué el uso de esta tecnología amenaza con arrojar a millones de personas a la condición de población sobrante y con redoblar la explotación de los trabajadores que permanezcan en activo.

Por otra parte, el énfasis en que la inteligencia artificial es un producto de la actividad humana en condiciones históricas determinadas nos ayudará en la fundamental labor de desmitificar esta tecnología al no pensarla de manera reificada. Todos los días, en los medios de comunicación, en las revistas especializadas y en las actividades académicas se comenta –ora con febril entusiasmo, ora con gritos de pánico– que la inteligencia artificial ha roto un nuevo límite: superó el desempeño humano en *x*, venció al campeón humano en *y*. Todo esto está rodeado de un halo mágico que nubla la vista e impide ver con claridad.

Aun cuando en primera instancia es correcto señalar que la inteligencia artificial supera en velocidad y eficiencia las capacidades de la persona promedio para llevar a cabo tareas específicas, esos dichos resultan desorientadores, mistificadores e inducen a error.

Descoloquémonos un momento para repensar la cuestión. A nadie le sorprende hoy día que haya grúas que pueden cargar más peso que un obrero de la construcción, o que un auto de

that came before”]. También: “Tenemos que mirar más allá del barniz de alta tecnología que recubre las maquinaciones de los viejos regímenes de poder. Cuanto más cambian las cosas, más permanecen igual” [“We have to look beyond the high-tech veneer that covers up the machinations of old power regimes. The more things change, the more they stay the same”].

carreras supere en velocidad a un atleta de alto rendimiento. ¿Por qué nos resulta tan sorprendente, entonces, que haya sistemas como los de inteligencia artificial que han objetivado capacidades superiores a las de *un* humano promedio para llevar a cabo actividades específicas como el reconocimiento de imágenes, el manejo de grandes cantidades de datos o jugar ajedrez?⁸

La inteligencia artificial, como su nombre indica, es un producto del ingenio y de la industria humanos.⁹ Al igual que el conocimiento científico y todos los objetos técnicos, la inteligencia artificial es un producto histórico de las capacidades humanas; es un “órgano del cerebro humano creado por la mano humana: fuerza objetivada del conocimiento”.¹⁰

Ciertamente, la inteligencia artificial puede hacer cosas sorprendentes. Pero todo ello se debe al conocimiento social acumulado y al potencial combinado del quehacer de millones de humanos –científicos altamente especializados, ingenieros, programadores, técnicos, y todos quienes participan de la producción del *complejo tecnológico* de la inteligencia artificial– que en condiciones históricas determinadas han producido esas máquinas que objetivan las capacidades intelectuales humanas. Por tanto, es necesario tener siempre en claro que por magníficas y admirables que nos parezcan, las capacidades de los sistemas de inteligencia artificial son siempre subsidiarias y resultantes de las capacidades colectivas del quehacer y del intelecto humanos.

⁸ Probablemente sentimos en este momento el mismo asombro ante la inteligencia artificial que los trabajadores del siglo XVIII ante el telar de doble huso o que los del siglo XIX frente al martinete de vapor –máquina que, según decía Marx (2011, t. I, vol. 2, p. 469) con fascinación, “opera con una cabeza de martillo ordinaria, pero de tal peso [más de seis toneladas] que no podría manipularlo ni el propio Tor”– o la locomotora.

⁹ La palabra “artificial” viene del latín *artificialis*, que significa “hecho por el hombre”. Este quehacer implica el dominio del “arte” de la materia en cuestión, así como ingenio, sutileza y creatividad.

¹⁰ “La naturaleza no construye máquinas, ni locomotoras, ferrocarriles, electric telegraphs [telégrafos eléctricos], self-acting mules [hiladoras automáticas], etc. Son éstos productos de la industria humana: material natural, transformado en órganos de la voluntad humana sobre la naturaleza o de su actuación en la naturaleza. Son *órganos del cerebro humano creados por la mano humana*: fuerza objetivada del conocimiento. [...] el conocimiento o knowledge social general se ha convertido en *fuerza productiva inmediata*” (Marx, 2016, vol. 2, pp. 229-230).

La inteligencia artificial es el resultado de la socialización objetiva del trabajo, del conocimiento social acumulado y del proceso de producción más complejo en la historia de la humanidad. Estas potencias colectivas son invertidas, enajenadas y apropiadas como potencias del capital.

La tesis se divide en cuatro capítulos. En el capítulo I se explica qué es la inteligencia artificial, cuáles son sus condiciones tecnológicas y cómo estas condiciones conducen a que la inteligencia artificial tienda a ser una tecnología altamente concentrada en pocas empresas. Se destaca que la inteligencia artificial representa un salto cualitativo en la historia de la tecnología, pues por primera vez existen sistemas tecnológicos que mejoran de manera automática y adaptativa su funcionamiento por encima de las capacidades con las cuales fueron diseñados originalmente. Tras explicar qué es la inteligencia artificial y cuáles son sus capacidades distintivas, se propone el concepto de complejo tecnológico de la inteligencia artificial, a través del cual se busca dar cuenta de que el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial es el resultado del despliegue de tecnologías e infraestructuras en escala planetaria, así como de la socialización objetiva del proceso de trabajo más amplia en la historia. Posteriormente, se presentan las cuatro condiciones tecnológicas más importantes de la inteligencia artificial: la proliferación de los datos digitales; el aumento en la capacidad de cómputo y la producción de chips especializados; la invención de nuevos métodos de procesamiento de los datos conocidos como *machine learning* y *deep learning*; y la computación en la nube como la infraestructura básica de la inteligencia artificial. A partir de explicar cómo se interrelacionan estas condiciones para el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial, se presentan dos de las características económicas más importantes de esta tecnología: los efectos de red y las economías de escala. Ambas características son fundamentales para explicar la tendencia a la concentración de las capacidades de inteligencia artificial en unas pocas empresas. Al considerar los efectos de red y las economías de escala, se muestra que la tendencia a la centralización de las capacidades de inteligencia artificial en unas pocas empresas no es un resultado anómalo, sino plenamente consistente, con la manera en que esta tecnología funciona.

En el capítulo II, se discuten los usos actuales de la inteligencia artificial y las características de su implementación. También se analiza el impacto de la inteligencia artificial

en los distintos momentos de la reproducción del capital y se esboza cómo esta tecnología comienza a reconfigurar los procesos de reproducción en el capitalismo contemporáneo. Frente a las posiciones que postulan que la inteligencia artificial trae consigo una transformación radical y generalizada, se plantea que su adopción e impactos son heterogéneos y altamente polarizados. Se muestra que su adopción sigue un patrón jerárquico y asimétrico: está concentrada en las empresas de mayor tamaño y en las industrias con mayor complejidad tecnológica. La rentabilidad que resulta de la implementación de la inteligencia artificial guarda una estrecha correlación con la amplitud e intensidad de su uso. Esto tiene un efecto dual: por una parte, da lugar a una intensa carrera entre los grandes capitales por ubicarse en la vanguardia de la adopción de esta tecnología para apropiarse de ganancias extraordinarias; por otra parte, tiende a reforzar y ampliar la brecha de productividad que separa a las empresas líderes del resto de los capitales. El resultado previsible de estos procesos es una acentuada tendencia a la centralización del capital y de las capacidades tecnológicas de vanguardia. Posteriormente, se discute el impacto de la inteligencia artificial en la acumulación del capital. Aunque la inteligencia artificial lleva adelante la automatización de procesos, su forma e impacto no son idénticos en los distintos momentos de la reproducción del capital: en la producción, en la circulación, etc.; de ahí la importancia de considerarlos por separado y también en su unidad.

Tras haber señalado las características más importantes de la implementación de la inteligencia artificial —polarización, heterogeneidad, concentración—, en el capítulo III nos preguntamos por las posibilidades de que ésta inyecte dinamismo a la acumulación y apunte a la rentabilidad en el conjunto del sistema. Asimismo, en este capítulo se ubica a la inteligencia artificial como la realización más compleja y avanzada hasta el momento de algunas de las tendencias históricas más importantes del desarrollo capitalista: a la objetivación de las capacidades físicas e intelectuales de los trabajadores en los objetos técnicos; a la subsunción de cada vez más aspectos de la vida social bajo la lógica de la valorización capitalista; a la tecnificación y automatización no sólo de los procesos de producción, sino del conjunto de la reproducción social; a la sustitución del trabajo vivo por el trabajo muerto. Se analizan algunas de las contradicciones que acarrea el despliegue de la inteligencia artificial —la realización más compleja de las tendencias del desarrollo histórico de la modernidad capitalista— para la propia acumulación del capital y para la reproducción social.

Por último, en el capítulo IV se discuten las condiciones de la adopción de la inteligencia artificial en América Latina, su impacto en la forma en que se reproduce el capital y la manera en que reconfiguran los procesos y relaciones que determinan al capitalismo dependiente. En el capítulo se pone de relieve que la posición marginal que ocupa América Latina en la producción de las condiciones materiales para la implementación de la inteligencia artificial y en la innovación en esta tecnología no sólo es indicativa de un rezago o atraso tecnológico; por el contrario, lo que está en juego es la construcción de una dependencia tecnológica y de una jerarquía en las posibilidades de apropiación de plusvalor y de ganancias, lo que condiciona la forma en que se reproduce el capital en la región. Destacamos que la inteligencia artificial se incorpora en América Latina en el marco del patrón exportador de especialización productiva y tiende a profundizar las características que lo definen: la especialización en unas pocas actividades que se constituyen como ejes de la acumulación; la prioridad del mercado exterior como el espacio más importante y dinámico para la realización de las mercancías; y el predominio del gran capital nacional y transnacional en las actividades que articulan y dan sentido al conjunto de la reproducción. Vista en su conjunto, la implementación de la inteligencia artificial en América Latina reconfigura y agudiza los procesos que definen la reproducción del capitalismo dependiente en la región.

Al reflexionar sobre un proceso como la implementación de la inteligencia artificial, que está en rápida transformación y se encuentra en una etapa temprana de su despliegue, siempre está presente la posibilidad de emitir juicios prematuros y es casi inevitable que algunos de los planteamientos formulados sean hipótesis basadas en los procesos que observamos. En ese sentido, el presente trabajo busca identificar procesos y tendencias relevantes para comprender qué es la inteligencia artificial, su impacto en la dinámica del capitalismo contemporáneo y la manera en que redefinirá los límites y contradicciones de la producción capitalista. La presente investigación es sólo un paso en el largo camino de comprender la importancia de esta tecnología de vanguardia y busca contribuir a esfuerzos similares. Este proceso de crítica al capitalismo contemporáneo y sus nuevas configuraciones tecnológicas sólo podrá llegar a buen puerto si lo desarrollamos de manera colectiva.

CAPÍTULO I. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LAS CONDICIONES TECNOLÓGICAS DE SU IMPLEMENTACIÓN

La inteligencia artificial es una de las fronteras del desarrollo tecnológico en la sociedad contemporánea. Se trata de una tecnología con capacidad para encontrar patrones y estructuras complejas en grandes series de datos y, a partir de ello, hacer predicciones, formular recomendaciones y tomar decisiones de manera automatizada, acelerada y precisa. De ahí que autores como Ajay Agrawal, Joshua Gans y Avi Goldfarb (2018) caractericen a la inteligencia artificial como una “máquina de hacer predicciones”.

La importancia de la inteligencia artificial radica en buena medida en que es una tecnología de propósito general: una tecnología susceptible de ser aplicada en todas las actividades económicas y cuyo impacto podrá alcanzar al conjunto de la sociedad (Trajtenberg, 2018; Taddy, 2018; Cockburn, Henderson y Stern, 2018). Es común afirmar que la inteligencia artificial es la nueva electricidad (Kelly, 2014; Lynch, 2017; Ng, 2017): de manera análoga a lo que sucedió a inicios del siglo XX con la electricidad, se prevé que en los próximos años la inteligencia artificial transformará la mayoría de las actividades económicas y prácticas sociales. Debido a su uso potencialmente generalizado y masivo, la inteligencia artificial apunta a reestructurar los procesos económicos (producción, circulación, consumo) y a transformar el conjunto de la vida social.

La inteligencia artificial ha sido una de las áreas de desarrollo tecnológico más dinámicas durante la última década. Año con año, las grandes empresas tecnológicas (empresas de internet como Alphabet, Amazon y Facebook, al igual que empresas de hardware como Intel y NVIDIA) realizan cuantiosas inversiones en investigación y desarrollo y en fusiones y adquisiciones relacionadas con esta tecnología. Según la base de datos *AI Index*,¹¹ elaborada por la Universidad de Stanford, en 2010 hubo 13 fusiones y adquisiciones (F&A) relacionadas con inteligencia artificial en el mundo, por un monto de 978 millones de dólares; en 2019, se realizaron 138 F&A

¹¹ *AI Index* es un proyecto coordinado por la Universidad de Stanford que agrega la información de numerosas fuentes sobre inteligencia artificial y ofrece la base de datos más amplia disponible públicamente sobre esta tecnología. Puede consultarse en <https://hai.stanford.edu/research/ai-index-2019>.

relacionadas con inteligencia artificial por 34 mil millones de dólares. *AI Index* estima que la inversión total mundial en inteligencia artificial entre 2009 y 2019 fue de 321 mil millones de dólares. Estas cifras dan cuenta del creciente interés y expectativas por parte de los grandes capitales en torno a esta tecnología transformadora. La adopción de sistemas de inteligencia artificial es cada vez más acelerada. Un estudio del McKinsey Global Institute (2018) proyecta que 70% de las empresas a nivel global utilizarán sistemas de inteligencia artificial en 2030. El mismo estudio estima que el uso de esta tecnología contribuirá a que el crecimiento anual del PIB mundial se acelere 1.2% entre 2018 y 2030. Por su parte, la consultora PwC (2017) estima que los productos y servicios relacionados con inteligencia artificial podrían representar 15.7 billones de dólares para la economía mundial en 2030, más que el producto combinado de China e India en la actualidad.

Considerando el impacto que la inteligencia artificial tendrá sobre la economía y la sociedad, resulta relevante definir qué es esta tecnología, cuáles son sus capacidades y conocer las condiciones que han permitido su auge reciente. De ello se ocupa este capítulo.

1. La inteligencia artificial y sus funciones

La inteligencia artificial surgió como área de investigación científica y desarrollo tecnológico en 1956, cuando se llevó a cabo el Proyecto de investigación de verano sobre inteligencia artificial en el Dartmouth College en Nuevo Hampshire, Estados Unidos.¹² Se trató del primer encuentro sobre inteligencia artificial, que dio nombre al área y en el cual se reunieron muchos de sus más importantes pioneros, entre los que destacan Marvin Minsky, John McCarthy, Arthur Samuel y Ray Solomonoff.

En la convocatoria para la Conferencia de Dartmouth de 1956, los organizadores sostuvieron que el problema de la inteligencia artificial consistía en “hacer que una máquina se

¹² Desde sus orígenes, la inteligencia artificial ha guardado una estrecha relación con el ámbito militar, tanto en su financiamiento como en sus aplicaciones. La conferencia de Dartmouth fue financiada por la Agencia de proyectos de investigación avanzados de defensa (DARPA) de Estados Unidos (Bringsjord & Govindarajulu, 2018). Por su parte, Bruce Buchanan (2006: 60) afirma: “DARPA’s support for AI research in fundamental questions as well as robotics has sustained much AI research in the U.S. for many decades”.

comporte de una manera que sería llamada inteligente si un humano se comportara así” (McCarthy, Minsky, Rochester & Shannon, 1955).¹³ Posteriormente, Marvin Minsky, fundador del Laboratorio de inteligencia artificial del Instituto tecnológico de Massachusetts (MIT), definió a la inteligencia artificial como “la ciencia de hacer que las máquinas hagan cosas que requerirían inteligencia si fueran hechas por un humano” (Minsky, 1968: v).¹⁴ Otra definición ampliamente citada es la de Patrick Winston –también exdirector del Laboratorio de inteligencia artificial del MIT–, para quien la inteligencia artificial es “el estudio de los cálculos que hacen posible percibir, razonar y actuar” (Winston, 1992: 5).¹⁵ Ambos autores enfatizan que la inteligencia artificial es un área de investigación científica y desarrollo tecnológico cuyo objetivo es construir sistemas inteligentes (entendidos como sistemas que perciben, razonan, actúan, etc.) a partir de máquinas. Desde los inicios de la inteligencia artificial, las máquinas que han servido como soporte para su desarrollo e implementación son las computadoras digitales. Por esa razón, a la inteligencia artificial también se le conoce como “inteligencia de máquinas” o “inteligencia computacional”.

La pretensión inicial de los pioneros en inteligencia artificial consistía en construir sistemas que replicaran la inteligencia humana en su conjunto. Aunque esa intención no ha sido completamente abandonada, en la actualidad la mayor parte de la investigación en inteligencia artificial no busca construir un doble de la inteligencia humana (objetivo que suele considerarse sumamente ambiguo e inabarcable por su complejidad), sino elaborar aplicaciones que logren superar en velocidad, precisión y eficiencia el desempeño del humano promedio en tareas específicas (como el reconocimiento de imágenes, el análisis de grandes cantidades de información, traducciones en más de cien idiomas, entre otras).¹⁶

A partir de estas definiciones clásicas, y considerando la dificultad implícita en definir la inteligencia artificial refiriéndola a la inteligencia humana (pues, ¿qué es la inteligencia humana?

¹³ “For the present purpose the artificial intelligence problem is taken to be that of making a machine behave in ways that would be called intelligent if a human were so behaving” (McCarthy, Minsky, Rochester & Shannon, 1955).

¹⁴ “The science of making machines do things that would require intelligence if done by men” (Minsky, 1968: v).

¹⁵ “The study of the computations that make it possible to perceive, reason and act” (Winston, 1992: 5).

¹⁶ En la introducción hicimos algunas consideraciones sobre la pertinencia o no de comparar el desempeño de un sistema de inteligencia artificial con las capacidades de una persona.

¿cuál de sus múltiples dimensiones se busca replicar?), algunos autores han optado recientemente por definir a la inteligencia artificial enfatizando sus *funciones o capacidades actuales* y la manera en que lleva a cabo determinadas tareas, independientemente de sus posibles usos en el largo plazo y de la posibilidad de que se consiga su objetivo inicial de replicar la inteligencia humana. Así, Andreas Kaplan y Michael Haenlein (2019a: 17) definen a la inteligencia artificial como “la capacidad de un sistema para interpretar datos externos correctamente, aprender de dichos datos y usar esos aprendizajes para lograr metas y tareas específicas a través de la adaptación flexible”.¹⁷ Otra importante definición reciente es la del Grupo de expertos en inteligencia artificial de la Organización para la cooperación y el desarrollo económico (OECD, por sus siglas en inglés), para quienes “un sistema de inteligencia artificial es un sistema computacional que puede, para un conjunto dado de objetivos definidos por humanos, hacer predicciones, recomendaciones o tomar decisiones que influyan en entornos reales o virtuales” (OECD, 2019b: 23).¹⁸

Tomando como base estos dos conceptos recientes, podemos definir a un sistema de inteligencia artificial como un sistema computacional en el que se han objetivado las capacidades de percibir su entorno, interpretarlo correctamente, aprender, usar esa información para lograr objetivos definidos por los humanos y modificar adaptativamente su funcionamiento. Expliquemos brevemente a qué se refieren esas capacidades objetivadas en los sistemas de inteligencia artificial y que los caracterizan:

- 1) *Percibir*. Recolectar información relevante sobre el mundo físico –mediante sensores, cámaras, micrófonos, giroscopios, etc.– o sobre entornos virtuales¹⁹ –por medio de

¹⁷ “Specifically, we define AI as a system’s ability to interpret external data correctly, to learn from such data, and to use those learnings to achieve specific goals and tasks through flexible adaptation” (Kaplan y Haenlein, 2019: 17).

¹⁸ “An AI system is a machine-based system that can, for a given set of human-defined objectives, make predictions, recommendations or decisions influencing real or virtual environments” (OECD, 2019b: 23). El trabajo del Grupo de expertos en inteligencia artificial la [OECD \(2019b\)](#) es relevante, pues sus debates sirvieron como base para la elaboración de la *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence* de la OECD, el primer estándar intergubernamental sobre inteligencia artificial adoptado en mayo de 2019.

¹⁹ Digo “físicos y virtuales” y no “reales y virtuales”, como el Grupo de expertos en inteligencia artificial de la OECD en el pasaje antes citado, para evitar el equívoco consistente en pensar que lo virtual es “irreal”. Por otra parte, aunque prefiero utilizar la diáda “físicos y virtuales”, es preciso hacer explícito que las

plataformas digitales. Esta información es codificada, almacenada, etc., en forma de datos digitales.

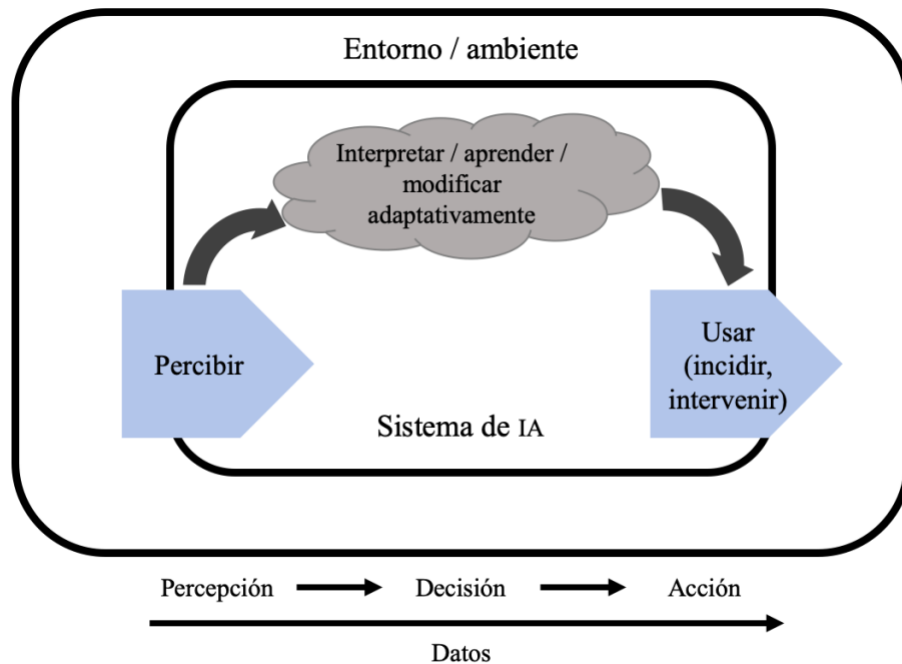
- 2) *Interpretar*. Identificar estructuras, patrones intrincados y correlaciones complejas en las series de datos (texto, imágenes, audios, etc.) mediante su procesamiento. Al interpretar las situaciones, el sistema de inteligencia artificial puede formular predicciones y hacer recomendaciones.
- 3) *Aprender*. A partir de la experiencia, de los nuevos datos sobre el entorno y de las correlaciones identificadas entre los datos, incorporar informaciones que hacen posible que el sistema de inteligencia artificial mejore su desempeño y sus capacidades.
- 4) *Usar* esa información recolectada, procesada y el aprendizaje extraído de ella para incidir en los entornos físicos o virtuales, llevar a cabo tareas de manera autónoma²⁰ y lograr objetivos previamente definidos por los humanos. La forma de incidir puede ir desde manipular objetos con un brazo robótico en el mundo físico hasta ofrecer publicidad en un entorno virtual.
- 5) *Modificar* adaptativamente su funcionamiento en función del aprendizaje y de los nuevos datos que el sistema de inteligencia artificial recibe de su entorno. Esto lleva a que el desempeño del sistema de inteligencia artificial mejore constantemente.

En el esquema 1.1 se ilustran las capacidades de un sistema de inteligencia artificial y su relación con su entorno físico o virtual.

condiciones de posibilidad de lo “virtual” corresponden a multitud de elementos físicos: la recolección, tráfico, almacenamiento y procesamiento de datos exige sensores, satélites, redes de fibra óptica, microprocesadores de silicio, energía eléctrica, sistemas de refrigeración, entre muchos otros elementos.

²⁰ Al hablar de los sistemas tecnológicos, la autonomía se refiere a la capacidad de dichos sistemas para ejecutar una tarea o conjunto de tareas sin necesidad de intervención o validación humana *inmediata* (Boulanin, 2016). La autonomía de los sistemas actuales de inteligencia artificial se juega siempre dentro de este límite: son diseñados para tomar decisiones sin intervención o validación humana inmediata respecto de objetivos para los cuales fueron diseñados y construidos previamente por humanos. La autonomía para definir fines y objetivos, pertenece aún al reino de la ficción.

Esquema 1.1. Representación de un sistema de inteligencia artificial y su entorno



Fuente: elaboración propia, a partir de Russell & Norvig (2016: 35), Boulanin & Verbruggen (2017: 10) y OECD (2019b: 23).

El *núcleo* de los sistemas de inteligencia artificial reside en su capacidad para interpretar su entorno, aprender, tomar decisiones autónomamente y modificar adaptativamente su funcionamiento.²¹ Sus capacidades más novedosas, que las distinguen de las tecnologías preexistentes, son las de aprender y mejorar su funcionamiento de manera adaptativa por encima

²¹ “The key power of an AI system resides in its operational logic” (OECD, 2019b: 22). Aunque los sistemas de inteligencia artificial puedan tomar decisiones y emprender acciones sin necesidad de validación humana inmediata, es importante insistir en que los objetivos de dichos sistemas son definidos previamente por humanos. Aun cuando los sistemas de inteligencia artificial funcionen como una suerte de “caja negra” (Knight, 2017: 57) y puedan arrojar resultados inesperados e “inexplicables” (“in other cases, explanation is almost imposible”; OECD, 2019b: 24), esto sucede sobre la base de la definición de objetivos por humanos.

de las capacidades con las cuales fueron originalmente diseñados. Esto se logra mediante el procesamiento de datos en la “nube” con técnicas especializadas conocidas como *aprendizaje profundo* y *aprendizaje automático*, temas a los que se hará referencia en el siguiente apartado. Es importante notar que los datos digitales están presentes en todas las etapas del proceso: son extraídos, procesados y las decisiones a ejecutar están codificadas en forma de datos. Los datos digitales son a la vez condición y resultado de los sistemas de inteligencia artificial.

Los únicos sistemas de inteligencia artificial que existen y están en uso actualmente se conocen como inteligencia artificial estrecha o especializada. Los sistemas de inteligencia artificial especializada están diseñados para llevar a cabo con gran precisión, velocidad y eficiencia, tareas específicas y claramente delimitadas; no obstante, no pueden desempeñar funciones más allá del estrecho ámbito para el cual fueron programados.²² Las capacidades actuales de la inteligencia artificial son estrechas e inflexibles. Otro tipo o “etapa evolutiva” (Kaplan y Haenlein, 2019a) de esta tecnología se conoce como inteligencia artificial general. Este tipo de inteligencia artificial aún no existe y es sólo hipotético. Un sistema con inteligencia artificial general sería capaz de razonar, planear y resolver autónomamente problemas de todo tipo, incluso aquellos para los cuales no fue diseñado. Un tercer tipo, también hipotético, se conoce como súper-inteligencia artificial. Los más entusiastas defensores de esta variante, como Ray Kurzweil y Nick Bostrom, afirman que esos sistemas podrían ser autoconscientes, con creatividad, habilidades sociales y capaces de aplicar su inteligencia a cualquier área. Existe polémica sobre cuándo podrían inventarse sistemas de inteligencia artificial general o de súper-inteligencia artificial y sobre si son siquiera posibles (véase, por ejemplo, Kelly, 2017). Por ahora, estos dos tipos de sistemas de inteligencia artificial pertenecen al reino de la ficción.

La inteligencia artificial se encuentra aún en una etapa temprana de su despliegue. Actualmente, se aplica principalmente en las actividades de servicios. Destaca su uso en las finanzas (*trading* algorítmico, detección de compras fraudulentas con tarjetas bancarias), aseguradoras (evaluación de los clientes para la determinación de primas de seguros) y servicios médicos (detección de enfermedades, análisis clínicos). Empresas como Alphabet, Amazon y

²² Aún existen grandes dificultades técnicas para generalizar los conocimientos adquiridos y codificados por un sistema de inteligencia artificial especializada hacia la realización de otro tipo de tareas. Algunos autores llaman a esto “olvido catastrófico” (Chace, 2018: 5).

Facebook usan intensamente la inteligencia artificial en la asignación de publicidad personalizada, recomendación de contenidos, reconocimiento de imágenes, asistentes virtuales, traducción de textos, entre muchas otras. Organizaciones como el Foro Económico Mundial prevén que el impacto de la inteligencia artificial se generalizará en la industria, trayendo consigo una “cuarta revolución industrial”. En el capítulo II se analizan con mayor amplitud los usos actuales de la inteligencia artificial.

Tomemos como botón de muestra de las capacidades de los sistemas de inteligencia artificial y del conjunto de tecnologías implicadas en su funcionamiento la cadena de tiendas de conveniencia Amazon Go, cuya primera sucursal abrió al público en Seattle en enero de 2018. Amazon la ha promocionado como la “tienda del futuro” debido a que no es necesario hacer filas ni pagar con dinero en efectivo: en lugar de formarse para pasar por una caja registradora y que les cobren las mercancías, el precio de los productos que los compradores se llevan de la tienda se carga automáticamente en su cuenta de Amazon.

Para ingresar a la tienda es necesario descargar la aplicación Amazon Go en el teléfono celular y escanear un código QR generado por esta aplicación en los torniquetes de entrada. A partir de ese momento, la cuenta de Amazon Go y el teléfono celular son asociados a la presencia física del comprador. Amazon declara que en estas tiendas no se usan tecnologías de reconocimiento facial. Por tanto, para cobrar correctamente a cada cliente sin tomar su rostro como referencia, se realiza un seguimiento de cada uno de sus movimientos desde que entró en la tienda hasta que sale de ella mediante las cientos de cámaras que hay en el interior. El seguimiento debe ser preciso e ininterrumpido, aun si la tienda está repleta de personas. Las cámaras registran en video qué mercancías son tomadas por cuál de los clientes. Además de usar las cámaras para registrar los movimientos de los compradores y las mercancías, en la tienda se instalaron varios tipos de sensores interrelacionados: sensores de proximidad para saber cuando una mercancía es retirada del anaquel y exactamente de qué posición; sensores de peso para detectar cuando un cliente toma dos mercancías del mismo anaquel en lugar de una con un solo movimiento de manos, entre otros (Alba, 2016; Burgess, 2018; Coldewey, 2018; Wingfield, 2018).

La organización y disposición de cámaras y sensores es una obra de ingeniería muy compleja; no obstante, lo realmente novedoso de este sistema radica en otra parte, oculto a la

vista.²³ La función de cámaras y sensores consiste simplemente en extraer información sobre lo que acontece en el entorno físico de la tienda. Dicha información es transmitida de manera simultánea a un centro de datos “en la nube” para su almacenamiento y procesamiento. Es ahí donde se lleva a cabo la parte más compleja del proceso: la identificación y rastreo de cada movimiento de las personas por toda la tienda a partir de las imágenes captadas por las cientos de cámaras; el reconocimiento de las mercancías que los compradores tomaron, que guardaron en su bolso, que devolvieron a los estantes, etc.; la validación cruzada de la información generada por videocámaras y sensores para verificar exactamente qué mercancías y cuántas fueron tomadas por cada cliente; la vinculación de la presencia física y los movimientos del comprador con su cuenta en Amazon; el cobro preciso de las mercancías que llevaba consigo al salir de la tienda. Adicionalmente, el sistema de inteligencia artificial de Amazon Go debe ser capaz de hacer frente a problemas prácticos como descontar una mercancía que los clientes devolvieron en un estante que no le corresponde, diferenciar las cuentas de personas que entraron juntas a la tienda y que se pasan mercancías entre sí, entre muchos otros. Todo ello se hace de manera instantánea, con un margen de error reducido y sin intervención humana inmediata en el proceso (o con un mínimo de ella). Este tipo de sistemas están diseñados para mejorar su funcionamiento a partir de la experiencia.

Hacia finales de 2020, hay apenas una veintena de estas tiendas en Estados Unidos. Los analistas de negocios se interrogan sobre las posibilidades de que esta experiencia se generalice o quede como una iniciativa excéntrica en la que Amazon invirtió millones de dólares. No obstante, lo que está en juego no es únicamente la posibilidad de que las tiendas Amazon Go se generalicen. Además de tener una tienda sin dependientes y avanzar en la automatización de los procesos de circulación, con la puesta en marcha de sus “tiendas del futuro” Amazon pone a prueba sus complejos sistemas de inteligencia artificial, los perfecciona y recopila datos para posteriormente vender las tecnologías subyacentes a otras empresas. De esta manera, además de obtener ganancias directamente de sus tiendas de conveniencia, Amazon puede vender a través de sus servicios de computación en la nube muchas de las tecnologías que hacen que Amazon

²³ Sobre el dispositivo Echo y su asistente virtual Alexa –una inteligencia artificial aparentemente incorpórea–, ambos producidos por Amazon, [Kate Crawford y Vladan Joler \(2018\)](#) comentan: “su verdadera potencia y complejidad se encuentran en otro lugar, lejos de la vista” [“its real power and complexity lies somewhere else, far out of sight”].

Go funcione: por ejemplo, vender como servicio la videovigilancia mejorada para dificultar los robos de mercancías en supermercados y en todo tipo de establecimientos. De igual forma, podría usar los datos extraídos en Amazon Go para inventar nuevas mercancías, servicios o formas de organización del trabajo y de los espacios, todo ello basado en la inteligencia artificial.

Amazon Go ofrece un buen ejemplo para dar cuenta de la inmensa complejidad implicada en el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial y los múltiples elementos que intervienen en él: diversos mecanismos (en este caso: teléfono celular, cámaras de video, varios tipos de sensores, entre otros) para extraer y codificar en forma de datos digitales la información sobre lo que sucede en el entorno; sistemas de comunicaciones que transmiten los datos; centros de datos en cuyos servidores se almacena y procesa la información; técnicas avanzadas de procesamiento de datos; mecanismos que inciden sobre el entorno (en este caso, al cobrar en la cuenta virtual del cliente las mercancías que se llevó al salir de la tienda). Todo esto en tiempo real y con alta precisión.

2. El complejo tecnológico de la inteligencia artificial²⁴

Hemos dicho que el *núcleo* de la inteligencia artificial reside en el procesamiento de volúmenes masivos de datos mediante técnicas especializadas para que el sistema interprete su entorno, aprenda, tome decisiones de manera autónoma y modifique adaptativamente su funcionamiento.

Sería erróneo considerar que el procesamiento de datos y las capacidades implicadas en el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial son etéreas o “inmateriales”. Por el contrario, al pensar en la inteligencia artificial es preciso considerar el conjunto del *complejo*

²⁴ Las formulaciones incluidas en este apartado se basan en las discusiones contemporáneas sobre la “computación ubicua” o “computación como infraestructura planetaria” y en los planteamientos de Marx (2011b) sobre el “trabajador colectivo” o “trabajador global” resultante de la socialización objetiva del proceso de trabajo en el capitalismo, que involucra la cooperación objetiva de infinidad de trabajadores independientes y distantes entre sí para la producción del producto final —en este caso, la inteligencia artificial.

*tecnológico*²⁵ involucrado en su funcionamiento y que lo hace posible –o de su “anatomía”, como lo llaman Kate Crawford y Vladan Joler (2018).²⁶

Aunque los sistemas de inteligencia artificial son muy distintos entre sí (Siri de Apple, Amazon Go de Amazon, el motor de búsquedas de Google, los vehículos autónomos de Tesla y Uber, los robots industriales con inteligencia artificial usados por Siemens, por mencionar algunos), es necesario pensar en ellos no como aplicaciones aisladas e inconexas, sino como resultados de la emergente y poderosa “infraestructura de escala planetaria” (Bratton, 2015) del capitalismo digital.²⁷ Esta multiplicidad de sistemas de inteligencia artificial *singulares* (que difieren significativamente en sus usos, escalas, tipos, etc.; que aparecen como independientes e inconexos; que son implementados por empresas distintas que compiten entre sí) es posible por la existencia de un complejo tecnológico de escala planetaria, aún en vías de conformación, que sirve como base para su despliegue. Desde esta perspectiva es posible captar de mejor manera el conjunto de los procesos, implicaciones e impactos vinculados al uso de la inteligencia artificial.

El funcionamiento de cualquier sistema singular de inteligencia artificial –sea para que un vehículo autónomo frene ante un semáforo en una avenida, para reconocer la identidad de una persona en una fotografía, para ofrecer publicidad personalizada o para que un robot industrial modifique algún aspecto de su actividad– sólo es posible mediante la puesta en marcha

²⁵ Retomo de Lewis Mumford (1971: 29) el concepto de “complejo tecnológico” como una propuesta teórica y de método para evitar tratar a las realizaciones técnicas como objetos aislados. Para este autor, el complejo tecnológico “abarcará el conocimiento, las pericias y las artes derivadas de la industria o implicadas en la nueva técnica, e incluirá varias formas de herramientas, instrumentos, aparatos y obras [infraestructuras], así como máquinas propiamente dichas”.

²⁶ El sugerente trabajo de Kate Crawford y Vladan Joler sobre la “anatomía de un sistema de inteligencia artificial”, que mezcla diseño, cartografía, economía, estudios culturales, entre otras, puede consultarse en <https://anatomyof.ai/>. La reflexión que presento sobre el complejo tecnológico de la inteligencia artificial se basa en el trabajo de estos autores y en el de Benjamin Bratton (2015).

²⁷ Al respecto, Crawford y Joler (2018) consideran que “es necesario ir más allá del simple análisis de la relación entre un individuo humano, sus datos y cualquier compañía tecnológica particular para poder lidiar con la escala de la extracción verdaderamente planetaria” [“It’s necessary to move beyond a simple analysis of the relationship between an individual human, their data, and any single technology company in order to contend with the truly planetary scale of extraction”].

de una vasta red planetaria de extracción de materia, energía y datos,²⁸ todo ello mediado por procesos de explotación de la fuerza de trabajo.

La implementación de la inteligencia artificial exige el despliegue mundial –que es heterogéneo y desigual– de infraestructuras y tecnologías que permiten la extracción, tráfico, almacenamiento y procesamiento de datos, así como la ejecución de las decisiones que arroje la lógica operacional. Entre los elementos necesarios para este proceso ocurren se cuentan: sensores, microprocesadores especializados, discos duros, baterías, pantallas, micrófonos, altavoces, cámaras, sistemas de GPS, cables de fibra óptica, satélites y antenas de telecomunicaciones, instalaciones de centros de datos, brazos robóticos, entre muchas otras. A su vez, la producción de los elementos que hacen posible el funcionamiento de la inteligencia artificial implica infinidad de procesos de trabajo: la minería de litio en Bolivia, la minería de tierras raras en China, la minería de estaño en Indonesia, la manufactura de componentes de hardware en las maquilas de la frontera norte de México, el ensamblaje de equipo de hardware en fábricas en China, el etiquetado de grandes series de datos en Bangladesh, la programación de algoritmos especializados de aprendizaje automático en Silicon Valley y Seattle, el traslado de desechos de electrónicos hacia África, sólo para presentar un listado que no pretende ser exhaustivo. Como afirman Crawford y Joler (2018), aunque en muchos discursos se suele obviar la materialidad de las tecnologías digitales, su producción se basa en cada una de sus etapas en la explotación de los trabajadores, lo que reproduce en escala ampliada la acumulación de capital y la concentración en el ejercicio del poder.²⁹

²⁸ “The stack that is required to interact with an Amazon Echo goes well beyond the multi-layered ‘technical stack’ of data modeling, hardware, servers and networks. The full stack reaches much further into capital, labor and nature, and demands an enormous amount of each. The true costs of these systems –social, environmental, economic, and political– remain hidden” (Crawford y Joler, 2018).

²⁹ Sobre la desigualdad en los ingresos que reciben los distintos trabajadores que participan de la producción del complejo tecnológico de la inteligencia artificial, Crawford y Joler (2018) señalan: “si miramos la escala de ingresos promedio para cada actividad en el proceso de producción de un dispositivo [...], vemos la dramática diferencia en los ingresos recibidos. Según una investigación de Amnistía internacional, durante la excavación de cobalto que también se usa para las baterías de litio de 16 marcas multinacionales, a los trabajadores se les paga el equivalente de un dólar estadounidense al día por trabajar en condiciones peligrosas para la vida y para la salud, y a menudo fueron sometidos a violencia, extorsión

Conviene enfatizar que en los procesos que conforman al complejo tecnológico de la inteligencia artificial se produce valor y plusvalor, se extrae materia y energía, se consume productivamente la naturaleza y se explota a la fuerza de trabajo. En suma, que se trata de un complejísimo proceso de producción de mercancías en escala mundial. El complejo tecnológico de la inteligencia artificial es un sistema a la vez físico y virtual, material y simbólico,³⁰ de escala planetaria y que implica procesos locales.

Esta visión de conjunto permite comprender cuán limitadas son las interpretaciones que toman como punto de partida la identificación de la inteligencia artificial con el “fin del trabajo”. Aunque una de las mayores potencialidades de la inteligencia artificial consiste en llevar la automatización de los procesos de trabajo a niveles sin precedentes, esta tecnología no puede ser considerada como inmaterial o ajena al trabajo, pues como hemos indicado implica procesos materiales que se extienden por todo el planeta y es el resultado de la confluencia de infinidad de procesos de trabajo, desde algunos simples y tediosos como el etiquetado de datos con bajísimos salarios a destajo (Newman, 2019), pasando por prácticas mineras laboralmente intensivas y ambientalmente devastadoras que producen la muerte prematura de los trabajadores (Hodal, 2012), hasta los procesos de producción más complejos en la historia de la humanidad

e intimidación. Amnistía internacional ha documentado que niños de 7 años trabajan en las minas. En contraste, el director ejecutivo de Amazon, Jeff Bezos [...] ganó un promedio de 275 millones de dólares al día durante los primeros cinco meses de 2018, según el Índice de multimillonarios de Bloomberg. Un niño que trabaja en una mina en Congo necesitaría más de 700 mil años de trabajo ininterrumpido para recibir la misma cantidad de dinero que Jeff Bezos en un solo día” [“If we look at the scale of average income for each activity in the production process of one device [...], we see the dramatic difference in income earned. According to research by Amnesty International, during the excavation of cobalt which is also used for lithium batteries of 16 multinational brands, workers are paid the equivalent of one US dollar per day for working in conditions hazardous to life and health, and were often subjected to violence, extortion and intimidation. Amnesty has documented children as young as 7 working in the mines. In contrast, Amazon CEO Jeff Bezos [...] made an average of \$275 million a day during the first five months of 2018, according to the Bloomberg Billionaires Index. A child working in a mine in the Congo would need more than 700,000 years of non-stop work to earn the same amount as a single day of Bezos’ income”].

³⁰ Como afirma Hester (2018), lo virtual y simbólico en las llamadas sociedades de la información tienen siempre un correlato “crasamente físico” o material.

como la fabricación de microprocesadores altamente especializados. Sin duda, la automatización alcanzará paulatinamente a muchas de las operaciones y actividades que participan del *complejo tecnológico* de la inteligencia artificial; no obstante, se puede esperar que el proceso sea desigual en su temporalidad, profundidad y extensión, considerando la inmensa diversidad y complejidad de los procesos de producción implicados, así como la heterogeneidad de los niveles de automatización ya existentes entre estos procesos.

3. Condiciones tecnológicas de su implementación

Aunque la inteligencia artificial surgió a mediados del siglo XX, no fue sino hasta la segunda década del siglo XXI cuando salió de los laboratorios universitarios para tener aplicaciones prácticas masivas en la vida cotidiana de millones de personas.

La historia de la inteligencia artificial ha estado marcada por una dinámica recurrente – conocida como las “primaveras” e “inviernos” de la inteligencia artificial (Russell & Norvig, 2016; Chace, 2018; Yampolskiy, 2019)– en la cual el optimismo desmesurado y los abundantes recursos financieros eran seguidos por expectativas incumplidas y recortes al financiamiento. La principal razón que hace pensar que el auge reciente de la inteligencia artificial no será un nuevo *boom* seguido de una dosis de realidad y expectativas frustradas es que su aplicación rentable se está generalizando en los campos más diversos.

Hay un amplio consenso entre académicos, tecnólogos y periodistas especializados sobre que el desarrollo de nuevos sistemas de inteligencia artificial ha sido posible por tres condiciones: 1) el incremento en la extracción de datos; 2) el aumento en la capacidad de cómputo; y 3) la invención de nuevos métodos de procesamiento de los datos. A estas razones añado un elemento que suele obviarse: el surgimiento de la computación en la nube. A continuación, se presenta un balance cuantitativo y cualitativo sobre estas condiciones que permiten el uso generalizable, masivo y rentable de la inteligencia artificial.

3.1. Proliferación de datos

Los datos digitales son un elemento central en el funcionamiento de la sociedad contemporánea. Los datos hacen posible un conocimiento detallado del mundo físico y de las prácticas sociales

en entornos virtuales³¹ que sirve como condición de posibilidad para varias funciones capitalistas clave que conducen a la apropiación de mayores ganancias: el ejercicio de un control más refinado sobre las personas, los lugares y los procesos; la optimización de los procesos de producción; una gestión más eficiente y en tiempo real de las cadenas de suministro; mayor flexibilidad y capacidad de adaptación acelerada ante las circunstancias cambiantes del mercado.

Debido a la importancia de los datos, su extracción se ha convertido en uno de los medios más importantes para la apropiación de ganancias en el capitalismo contemporáneo. Satisfacer este “imperativo por los datos” (Sadowski, 2019) no sólo implica recolectar datos pasivamente, sino crearlos activamente mediante la vigilancia de personas, lugares, procesos y objetos, así como de las relaciones entre ellos.³² Puesto que la extracción de datos involucra procesos técnicos complejos, exige ampliar el vasto conjunto de tecnologías e infraestructuras a

³¹ Contrario a lo que indica el sentido común, los datos no existen en la realidad, sino que tienen que ser producidos socialmente. Como afirman Lisa Gitelman y Virginia Jackson, “los datos no existen [...] tienen que ser ‘generados’. Los datos deben ser imaginados como datos para existir y funcionar como tales [...] los datos producen y son producidos por las operaciones de la producción [social] del conocimiento de manera más amplia” [“Data [do] not just exist [...] they have to be ‘generated’. Data need to be imagined as data to exist and function as such [...] data produce and are produced by the operations of [social] knowledge production more broadly”] (Gitelman y Jackson, 2013: 3). La producción social de los datos implica un proceso de abstracción y reducción de la vida en su terca diversidad a fragmentos matemáticamente homogéneos para hacerla conmensurable, codificable e instrumentalizable. La “datificación” generalizada del mundo se asemeja a la lógica del trabajo abstracto descrita por Marx (2011, t. I, vol. I, cap. I) en que tiende a reducir todos los contenidos concretos de las existencias a una abstracción indiferenciada. La decisión de qué se codifica, cómo, para qué, etc., se inscribe en determinadas relaciones sociales e implica el ejercicio de relaciones de poder; en el caso de la sociedad contemporánea, la producción social de datos se inscribe en relaciones sociales de explotación y dominio –las cuales tiende a reproducir en escala ampliada–, y responde preponderantemente a la lógica de la valorización del capital. Por tanto, los datos no son representaciones neutrales de la realidad.

³² “Las organizaciones modernas son ahora impulsadas por un ‘imperativo por los datos’ que demanda la extracción de todos los datos, de todas las fuentes, por todos los medios posibles” [“Modern organisations are now driven by a ‘data imperative’ that demands the extraction of all data, from all sources, by any means possible”] (Sadowski, 2019: 2).

que hicimos referencia al hablar sobre el *complejo tecnológico* de la inteligencia artificial.³³ Además de ser un importante medio para la apropiación de ganancias en la dinámica del capitalismo contemporáneo, la extracción de volúmenes crecientes de datos y a mayor velocidad es un requerimiento técnico de funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial.

Con la vuelta de siglo, la cantidad de datos extraídos y almacenados ha aumentado geométricamente. La principal razón de este incremento en la cantidad de datos es la masificación del uso de las tecnologías de la información, tanto por el incremento en el número de usuarios de internet como por la tendencial ubicuidad de dispositivos y sensores conectados a Internet (en computadoras, teléfonos celulares, maquinaria agrícola e industrial, cámaras de videovigilancia, electrodomésticos, entre otros).

El incremento en la extracción de datos viene de la década de 1990 con las empresas “punto-com” y la web 2.0. Años más tarde, un acontecimiento decisivo para la aceleración en la generación de datos fue el lanzamiento y ulterior masificación de los *smartphones* a partir de 2007. La importancia de los *smartphones* es mayúscula, pues permiten recolectar una inmensa variedad de datos personalizados, geolocalizados, virtualmente ininterrumpidos y simultáneos de las actividades de las personas que los usan. Debido a la proliferación de las plataformas digitales (Srnicek, 2018a), así como a la disponibilidad de sensores más baratos, variados y de mejor calidad, actualmente es posible recolectar datos pormenorizados de todo tipo de actividades. Las corporaciones que controlan la recolección, procesamiento y uso de los datos monitorean y registran puntualmente las actividades físicas y virtuales de las personas.

Es común referirse a los *big data*³⁴ para hacer alusión al incremento en la cantidad de datos generados por las sociedades contemporáneas. No obstante, la importancia de los datos

³³ “Los datos también implican ser grabados, y por lo tanto algún medio material de algún tipo. Como entidad grabada, cada dato requiere sensores para ser capturado y enormes sistemas de almacenamiento para su mantenimiento. Los datos no son inmateriales, como cualquier mirada al consumo de energía de los centros de datos confirmará enseguida [...] En conjunto, esto significa que la recopilación de datos al día de hoy depende de una vasta infraestructura para detectar, grabar y analizar” (Srnicek, 2018a: 41-42).

³⁴ La noción *big data* suele usarse en dos sentidos: para referirse a la existencia de bases de datos de gran volumen y a las técnicas usadas para procesar dichas bases de datos. En consonancia con el uso que se hace del término desde las ciencias sociales, empleo *big data* para referirme a bases de datos que reúnen

no radica únicamente en su volumen (a lo que hace referencia el adjetivo *big*), sino también en su diversidad y calidad. En el ámbito de la informática, se suele hablar sobre las “tres v” o “tres dimensiones” de los *big data* (Laney, 2001): volumen, velocidad y variedad. A estas características se añade una cuarta: veracidad, que los datos recolectados sean confiables, para que los resultados generados tras su procesamiento también lo sean. Esta última característica es tan importante como las anteriores para los sistemas de inteligencia artificial, pues sus resultados serán tan buenos o malos como los datos con que son “entrenados”.³⁵

Cuadro 1.1. *Usuarios mundiales de internet, 2005-2018*

	Usuarios mundiales de internet (millones)	% de la población mundial
2005	1 100	16.9%
2006	1 216	18.4%
2007	1 382	20.7%
2008	1 570	23.2%
2009	1 772	25.9%
2010	2 035	29.4%
2011	2 242	32.0%
2012	2 478	35.0%
2013	2 669	37.2%
2014	2 853	39.3%
2015	3 060	41.7%
2016	3 345	45.0%
2017	3 701	49.3%
2018	3 924	51.7%

Fuente: elaboración propia con datos de la Unión internacional de telecomunicaciones y Banco Mundial.

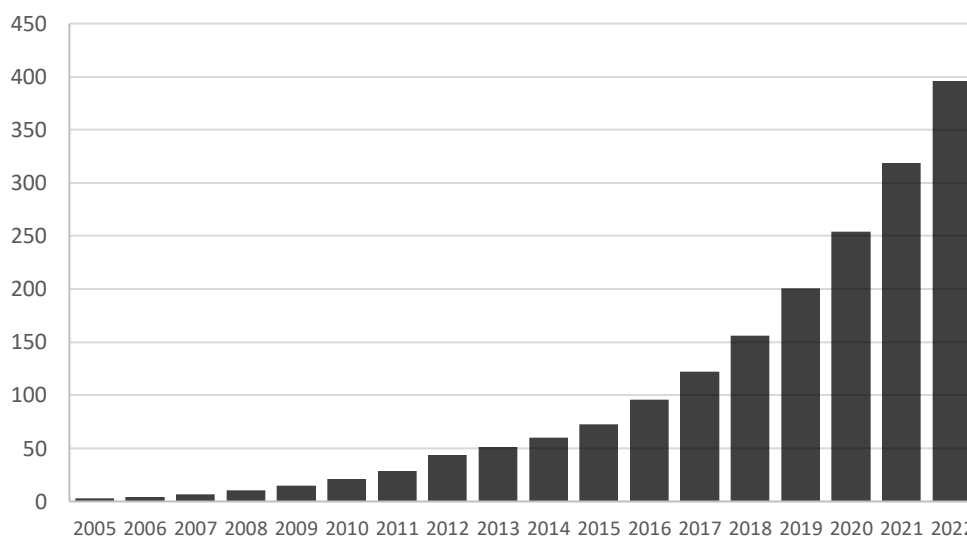
características que se indican a continuación. Para un análisis detallado del término *big data*, puede verse el trabajo de [Rob Kitchin y Gavin McArdle \(2016\)](#).

³⁵ Es relevante insistir en que los datos no son neutrales y en su construcción social existen sesgos de género, de raza, etc., por lo que los sistemas de inteligencia artificial tenderán a reproducir y reforzar dichos sesgos ([Crawford & Calo, 2016](#); [Richardson et al., 2019](#)).

Para mostrar el incremento en la cantidad de datos que se generan en el presente, recurro a dos indicadores: el número de usuarios mundiales de internet³⁶ y el tráfico global de datos por internet. El primero se refiere a la base de usuarios de internet, que generan datos cada vez que hacen uso de la red; dichos datos son recolectados y apropiados por las corporaciones de plataformas digitales como Alphabet (matriz de Google), Amazon y Facebook.

La información del Cuadro 1.1 da cuenta del uso cada vez más extendido de internet en el mundo. El número de usuarios aumenta de manera acelerada e ininterrumpida: de 2005 a 2018, se elevó en más de 2 mil 800 millones de personas. En esos 13 años, los usuarios de internet como proporción de la población mundial se triplicaron. El año 2018 marca un punto de quiebre en la historia de las tecnologías digitales, pues por primera vez más de la mitad de la población mundial tuvo acceso a internet.

Gráfico 1.1. *Tráfico global de datos en el protocolo de internet. 2005-2022**
Exabytes por mes



Fuente: elaboración propia con datos de Cisco Visual Networking Index. Forecast and Methodology. Varios informes.

* Datos estimados a partir de 2019.

³⁶ La Unión internacional de telecomunicaciones (UIT), dependiente de la Naciones Unidas, define como usuario de internet a las personas que han utilizado internet con cualquier dispositivo en los últimos 12 meses.

El incremento en la base de usuarios es relevante para analizar la penetración de las tecnologías de la información en las sociedades contemporáneas. No obstante, otros factores deben ser considerados. En primer lugar, el peso específico de los distintos usuarios de internet es muy diverso, pues existen grandes corporaciones cuya generación y tráfico de datos es muy superior al de los usuarios individuales. En segundo lugar, el surgimiento de nuevos servicios (como el *streaming* de video de Netflix) implica un salto en el tráfico de datos respecto de otros usos de internet. Por ejemplo, en 2018 Netflix representó 15% del consumo de ancho de banda mundial, mientras que YouTube dio cuenta de 11% y Amazon Prime Video de 4%; en conjunto, estos tres servicios de visualización de video representaron casi un tercio del tráfico mundial de datos (The Economist, 2019a). Por último, existe una dinámica no lineal entre el crecimiento en el número de usuarios mundiales de internet y la generación de datos debido a que se hace un uso cada vez más intenso de la red, y en muchos casos los usuarios acceden a internet en más de un dispositivo. El gráfico 1.1 muestra el tráfico global de datos por internet a partir de 2005.

El tráfico mundial de datos aumenta de manera más acelerada que el número de usuarios de internet. En 2005, el tráfico global de datos en internet era de 3 exabytes³⁷ por mes. En 2018, dicho tráfico se había multiplicado por más de 50 y ascendía a 156 exabytes por mes. Cisco (2019) estima que para 2022 el tráfico global de datos en internet será de 396 exabytes por mes, 130 veces superior al de 2005 y aproximadamente la misma cantidad de datos que se generaron de manera agregada por mes entre 2005 y 2016.

Como se observa, el uso de las tecnologías de la información es cada vez más extendido e intenso. Cada año se generan más datos y a una velocidad creciente. Asimismo, los datos son cada vez más variados. Esta plétora de datos no tendría gran utilidad si no se dispusiera de medios adecuados para su análisis. De ahí la importancia del incremento en la capacidad de cómputo y de los nuevos métodos de procesamiento.

3.2. *Aumento en la capacidad de cómputo y producción de chips especializados*

Otro elemento decisivo para el auge reciente de la inteligencia artificial es el aumento en la capacidad de procesamiento, así como el desarrollo de nuevos chips especializados, más eficientes y adecuados a las necesidades de procesamiento de datos de la inteligencia artificial.

³⁷ Un exabyte equivale a mil millones de gigabytes.

Un obstáculo para el desarrollo de los primeros sistemas de inteligencia artificial fue la limitada potencia de las computadoras. El incesante incremento en la capacidad de procesamiento ha sido comúnmente atribuido a la llamada “ley de Moore”, según la cual la capacidad de procesamiento de las computadoras se duplicaría cada dos años debido al incremento en el número de transistores en los microprocesadores. En años recientes, la situación ha comenzado a cambiar. La ley de Moore se enfrenta a límites físicos pues cada vez es más complicado fabricar chips más densos (The Economist, 2018c).

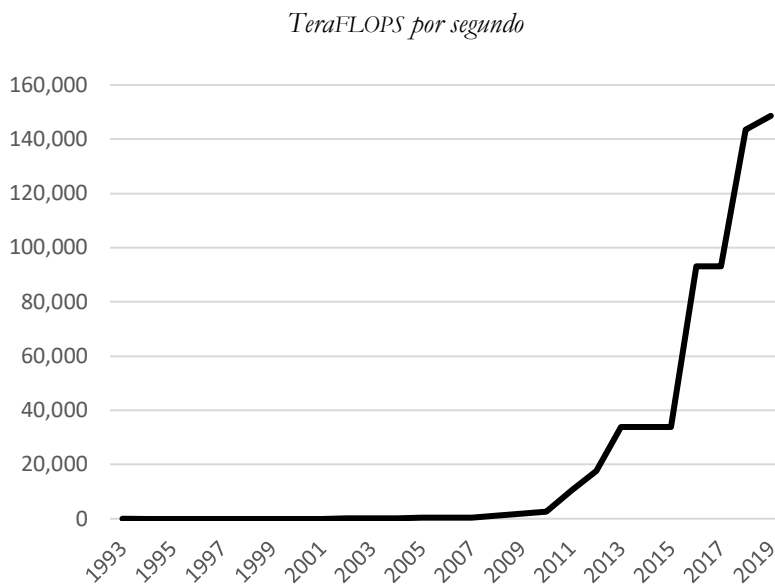
Ante esta situación, a la par que mejorar y abaratar los chips “clásicos” o generales, las empresas han respondido a la creciente demanda de capacidad de procesamiento mediante el diseño de nuevos chips especializados en el procesamiento de algoritmos de inteligencia artificial (The Economist, 2018c; The Economist, 2019f). Esta conjunción de mejores chips generales y más baratos con nuevos chips especializados en inteligencia artificial ha permitido proporcionar capacidad de procesamiento abundante y barata. Los cambios en este rubro son tan importantes que Bill Dally, científico en jefe de la fabricante de chips NVIDIA, afirma que son las mejoras en diseño de hardware, y no los algoritmos, la principal fuerza detrás de los avances recientes en inteligencia artificial (citado en Hao, 2019).

Un indicador relevante del incremento en la capacidad de cómputo lo ofrece la evolución en el desempeño de las supercomputadoras más potentes del mundo (Gráfica 1.2). Entre 1993 y 2019, es decir, en 26 años, la capacidad de cómputo de la supercomputadora más potente se multiplicó por un millón 486 mil veces, pasando de 0.1 teraFLOPS en 1993 a 148 mil 600 teraFLOPS en 2019.³⁸ Semejante incremento en la capacidad de cómputo no significa que esta fuese insignificante en 1993; en ese año, la supercomputadora más potente podía realizar más de cien mil millones de operaciones de coma flotante por segundo. En noviembre de 2019, la supercomputadora más potente alcanzó un desempeño de 148 mil 600 teraFLOPS, es decir, podía

³⁸ Las operaciones de punto flotante por segundo (*floating points operations per second*, FLOPS) son la medida más común del rendimiento de una computadora. La representación de punto flotante es un tipo de notación científica con la cual se pueden representar números reales extremadamente grandes y pequeños de una manera eficiente y compacta para la realización de operaciones aritméticas.

realizar 148 mil 600 billones (148,600,000,000,000,000) de operaciones de coma flotante por segundo.³⁹

Gráfica 1.2. Capacidad de procesamiento de la supercomputadora más potente del mundo. 1993-2019



Fuente: www.top500.org. Los datos corresponden a la computadora más potente para noviembre del año en cuestión.

La información presentada sobre el desempeño de las supercomputadoras más potentes del mundo no significa que los centros de datos de las grandes corporaciones, donde se procesan los datos con técnicas de aprendizaje automático, dispongan de computadoras de ese tipo. Únicamente presento esa información como un indicador destacado del incremento en la

³⁹ El desempeño máximo alcanzado por la supercomputadora más potente del mundo en noviembre de 2019 fue de 148 mil 600 teraFLOPS y su desempeño máximo teórico fue de 200 mil 795 teraFLOPS. El procesamiento gráfico es una de las tareas que requieren mayor capacidad de cómputo. Por ello, las consolas de videojuego son un buen ejemplo sobre la capacidad de cómputo incorporada en los dispositivos de uso cotidiano y pueden servir como un buen punto de referencia. La unidad de procesamiento gráfica de un Xbox One X tiene capacidad de 6 teraFLOPS; la de un PlayStation 4 Pro tiene capacidad de 4.2 teraFLOPS. En consecuencia, el desempeño máximo teórico de la supercomputadora más potente es 33 mil 465 veces superior a la de un Xbox y 47 mil 808 veces superior a la de un PlayStation.

potencia y rapidez en el procesamiento de datos y como un parámetro relevante que pone de relieve la vanguardia de las capacidades de cómputo.

Además del incremento y abaratamiento general de la capacidad de cómputo, los avances recientes en inteligencia artificial han sido potenciados por el desarrollo de nuevos chips especializados. Empresas consolidadas como Intel, AMD, NVIDIA, ARM, Qualcomm y Samsung, al igual que *startups* como Cerebras y Graphcore, están produciendo chips novedosos especialmente diseñados para satisfacer los requerimientos de procesamiento de información de la inteligencia artificial, en particular del aprendizaje automático. La importancia de los chips especializados en inteligencia artificial es tal que incluso grandes empresas de software y de servicios de internet como Microsoft, Amazon y Google están participando directamente de la producción de este tipo de microprocesadores debido a que las capacidades de sus servicios de cómputo en la nube y de sus sistemas de inteligencia artificial dependen críticamente de la calidad de los chips donde se procesa la información (Taddy, 2018). Google, por ejemplo, está fabricando chips llamados Tensor Processing Units (TPUs) específicamente diseñados para el aprendizaje automático y que usa con intensidad en sus centros de cómputo en la nube (Jouppi, 2016). Según The Economist (2018c), consultoras y bancos de inversión estiman que la demanda de chips especializados en inteligencia artificial podría ser superior a 30 mil millones de dólares en 2022.

Como se observa, la capacidad de cómputo de las computadoras digitales se ha elevado de manera exponencial en los últimos años. Algunas áreas de innovación de vanguardia, como la computación cuántica, prometen llevar la capacidad de cómputo a otro nivel, cuestión de la mayor importancia para el desarrollo de la inteligencia artificial. En septiembre de 2019, Google dio a conocer que investigadores de la empresa habían utilizado una computadora cuántica para hacer un cálculo en tres minutos con veinte segundos que a la supercomputadora convencional más potente del mundo –Summit, a la que se hizo alusión en la gráfica 2– le hubiese tomado 10 mil años realizar (The Economist, 2019c). El anuncio de Google generó polémica entre los equipos científicos de otras grandes corporaciones tecnológicas. Los ingenieros y científicos de IBM afirmaron que los resultados de Google eran dudosos, pues el principal problema al que enfrentaría Summit al simular el cálculo en cuestión es que se quedaría sin memoria: si se ejecutara la simulación en Summit, se tendrían que utilizar algoritmos más simples, pero mucho más lentos. IBM señaló que Summit también tiene capacidad para llevar a cabo esta tarea. Los

ingenieros de IBM calcularon que si se adicionara más memoria a la supercomputadora convencional para que ejecutara un algoritmo más complejo, podría realizar el cálculo en dos días y medio. Aun si los ingenieros de IBM tienen razón, el cálculo hecho por la computadora cuántica de Google sigue siendo mil doscientas veces más rápido que el de Summit (The Economist, 2019e).

Aunque todavía no es claro si la computación cuántica logrará superar muchas de sus dificultades técnicas (un funcionamiento estable, escalable, etc.) o si podrá ser aplicada de manera generalizada y rentable, plantea un amplio horizonte de posibilidades y eventualmente podría potenciar las capacidades de la inteligencia artificial al permitir un procesamiento de información aún mayor y más acelerado.

3.3. Mejoras en las técnicas de procesamiento: aprendizaje automático y aprendizaje profundo⁴⁰

Disponer de técnicas adecuadas de procesamiento complementa a las grandes cantidades de datos y a la mayor potencia y especialización de los microprocesadores. A las técnicas que subyacen a las capacidades actuales de la inteligencia artificial se les conoce con el nombre de *machine learning* (aprendizaje automático). El aprendizaje automático es el área de la inteligencia artificial que estudia cómo dotar a un sistema de capacidad de aprendizaje.⁴¹ En particular, al interior del *machine learning* hay una subrama llamada *deep learning* (aprendizaje profundo) a la cual se deben los mayores avances en inteligencia artificial en años recientes.

Aunque a veces son tratados como sinónimos, aprendizaje profundo, aprendizaje automático e inteligencia artificial no son idénticos. La inteligencia artificial se refiere al conjunto de la tecnología y a la construcción de sistemas capaces de interpretar, predecir, tomar decisiones, aprender y modificar adaptativamente su funcionamiento (general). El *machine learning* se refiere a las técnicas de diseño de sistemas con capacidad de aprendizaje (particular). Por último, el *deep*

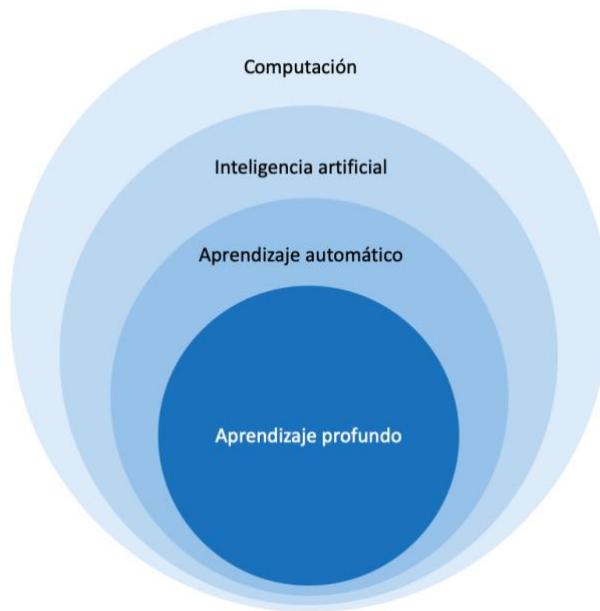
⁴⁰ Este apartado se basa ampliamente en un texto de Yann LeCun, Yoshua Bengio y Geoffrey Hinton (2015), quienes son considerados los más importantes pioneros del aprendizaje profundo y recibieron en 2018 el Premio Turing –conocido como el “Nobel de la computación”– por sus aportes en esta área.

⁴¹ No es lo mismo programar a una máquina para que juegue ajedrez que programarla para que aprenda a jugar ajedrez a partir de datos de partidas previas y mejore constantemente su desempeño.

learning es la parte más avanzada de las técnicas de *machine learning*, el subconjunto más innovador y potente de los métodos de aprendizaje automático (singular).

Una diferencia adicional es que un sistema de inteligencia artificial está conformado por múltiples algoritmos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo en una estructura organizada que divide problemas complejos en tareas simples para que puedan ser resueltos por dichos algoritmos especializados. La inteligencia artificial funciona mediante múltiples instancias de aprendizaje automático como componentes de un sistema mayor. Para que un sistema de inteligencia artificial pueda desempeñar correctamente las tareas para las cuales es diseñado debe haber adecuación entre el problema a resolver, el diseño de su estructura y el contexto en el cual se desenvuelve (Taddy, 2018).

Esquema 1.2. *La inteligencia artificial y sus técnicas*



Fuente: elaboración propia. Un esquema similar se encuentra en la página de Microsoft Academic sobre *machine learning*: <https://academic.microsoft.com/topic/119857082>.

El aprendizaje automático y el aprendizaje profundo forman parte de un enfoque de investigación en inteligencia artificial conocido como “conexionista” o de “redes neuronales

artificiales”,⁴² que intenta replicar con microprocesadores la estructura del cerebro y las conexiones entre las neuronas. Aunque este enfoque tuvo resultados prometedores durante las décadas de 1950 y 1960, se convirtió en marginal después de que Marvin Minsky y Seymour Papert (1969), dos prominentes pioneros de la inteligencia artificial, desestimaron sus posibilidades de desarrollo futuro al considerar que las computadoras no tenían suficiente capacidad de procesamiento para que las redes neuronales artificiales llevaran a cabo tareas complejas.

Tras haber sido marginal por algunos años, el enfoque de redes neuronales artificiales es el dominante en las aplicaciones contemporáneas de inteligencia artificial. El punto de inflexión en las técnicas de aprendizaje automático fue 2012, cuando Geoffrey Hinton –profesor de la Universidad de Toronto e investigador en Google desde 2013– y su equipo ganaron una competencia de reconocimiento automático de imágenes llamada ImageNet. Mediante el uso del aprendizaje profundo, este equipo de investigadores logró que su sistema de inteligencia artificial identificara imágenes con una precisión de 85% en 2012; tres años después consiguieron superar el desempeño humano en el reconocimiento de imágenes (los humanos aciertan en promedio 95%) al lograr una precisión de 96% (The Economist, 2016).

El aprendizaje profundo es “la más poderosa de las técnicas actuales en inteligencia artificial” (Chace, 2018: 13),⁴³ pues ha demostrado ser excepcionalmente útil para identificar patrones, correlaciones y estructuras complejas en grandes series de datos. Los sistemas de aprendizaje profundo están diseñados con una arquitectura de “redes neuronales artificiales” de múltiples “capas” [*layers*] de procesamiento simultáneo y distribuido de información en distintas unidades de procesamiento vinculadas entre sí.⁴⁴ Este diseño con múltiples capas es una forma

⁴² Abordar con amplitud los distintos enfoques existentes en la investigación en inteligencia artificial excede los límites planteados para este texto. No obstante, conviene señalar brevemente que, además del enfoque “conexionista”, que intenta replicar la arquitectura del cerebro humano, está el enfoque “simbólico” o basado en reglas, el cual parte de considerar que la inteligencia humana puede ser formalizada y reconstruida mediante enunciados lógicos. Este enfoque funciona relativamente bien en contextos cerrados, pero tiene grandes fallas en contextos abiertos o ante situaciones cambiantes.

⁴³ “Deep learning is the most powerful of today’s AI techniques” (Chace, 2018: 13)

⁴⁴ De ahí el símil que se establece entre estos sistemas y el cerebro al hablar de “redes neuronales artificiales”, pues el cerebro “procesa” información de manera simultánea y distribuida. El

de construir modelos de procesamiento complejos a partir de la conjunción e interacción de múltiples modelos de procesamiento simples. Al procesar información (fotografías, grandes series de números, textos, etc.), cada capa identifica características con distintos niveles de complejidad y encuentra correlaciones entre los datos. El resultado de cada capa se convierte en el insumo de la siguiente capa en la red. Las primeras capas identifican características simples y las siguientes utilizan el aprendizaje de las capas previas para ubicar características y correlaciones más complejas. De esta forma, los sistemas de aprendizaje profundo son capaces de aprender representaciones complejas de forma jerarquizada, por niveles.

Los sistemas de aprendizaje profundo utilizan procedimientos como la retropropagación [*backpropagation*] o el descenso de gradiente estocástico [*stochastic gradient descent*] para modificar o ajustar sus parámetros internos.⁴⁵ Cada capa puede modificar adaptativamente sus parámetros, de tal forma que su capacidad de representación mejore paulatinamente y “aprenda” en el proceso a partir de los datos con que es entrenada. Las mejoras en la capacidad de representación y el aprendizaje generado en una capa son transferidas a las siguientes, que a su vez procesan de nuevo y evalúan tanto los datos iniciales como los nuevos para ajustar sus parámetros. De esa manera se modifica y mejora la capacidad del conjunto del sistema para encontrar estructuras y patrones en las series de datos. El objetivo de este proceso es evaluar, validar y elegir los mejores modelos a partir de un “proceso iterativo de construcción-implementación-evaluación-rediseño del modelo [que] es automatizable” (Sosa, 2019).

funcionamiento de estos sistemas es jerarquizado; algunos procedimientos como la retropropagación o el descenso de gradiente estocástico –a las que se hace referencia en el siguiente párrafo– son avances que intentan flexibilizar el funcionamiento jerarquizado de las redes neuronales artificiales.

⁴⁵ La idea de una máquina que aprenda de la experiencia y ajuste automáticamente sus propias instrucciones es una de las más antiguas y esquivas de la inteligencia artificial. Esta idea fue enunciada por primera vez por el matemático británico Alan Turing –considerado el más importante pionero de la computación y la inteligencia artificial– en una conferencia en 1947, donde dijo: “lo que queremos es una máquina que pueda aprender a partir de la experiencia [...] la posibilidad de dejar que la máquina altere sus propias instrucciones proporciona el mecanismo para esto” [“What we want is a machine that can learn from experience [...] the possibility of letting the machine alter its own instructions provides the mechanism for this”] (citado en [Copeland, 2000](#)).

Existen dos métodos principales en el aprendizaje automático: 1) el aprendizaje supervisado y 2) el no supervisado. El aprendizaje supervisado es un método que consiste en entrenar al sistema con datos previamente etiquetados para que lleve a cabo una determinada tarea. Por ejemplo, si se quiere que un sistema clasifique fotografías que contienen casas, perros, personas, etc., lo primero que se debe hacer es recolectar en una base de datos con miles de imágenes y etiquetar a cada uno de estos elementos en su categoría. Durante su entrenamiento, al sistema se le presentan entradas o *inputs* de imágenes etiquetadas o previamente clasificadas y posteriormente se le presentan imágenes sin etiquetar para que identifique los elementos deseados. El sistema mejora sus capacidades conforme se le “entrena” con más información, pues modifica sus parámetros internos para reducir el margen de error y clasificar correctamente en más ocasiones los *ítems* relevantes. Por otra parte, el aprendizaje no supervisado consiste en entrenar al sistema de aprendizaje automático con datos sin clasificar, de tal forma que el sistema de aprendizaje automático detecte características y patrones en la información sin requerir datos etiquetados.

En las técnicas de aprendizaje automático existentes en décadas previas era imprescindible que los datos fueran previamente clasificados o etiquetados para procesarlos. Actualmente, una característica clave del aprendizaje profundo respecto de sistemas previos es que objetivan la capacidad de aprender y extraer representaciones, características o correlaciones directamente de los datos sin haber sido programadas específicamente para ello.⁴⁶ Esto significa que los sistemas de inteligencia artificial que utilizan técnicas de aprendizaje profundo pueden identificar patrones y resolver problemas sin que se le enseñe explícitamente cómo hacerlo.

No obstante, aunque el *deep learning* tiene un enorme potencial para el aprendizaje no supervisado, la mayoría de sus aplicaciones actuales utilizan el aprendizaje supervisado.

Un ejemplo puede ser útil para ilustrar de manera simplificada el funcionamiento de un sistema de aprendizaje profundo. En la capa inicial de procesamiento se introducen miles de

⁴⁶ “El aspecto clave del aprendizaje profundo es que esas capas de características no son diseñadas por ingenieros humanos: son aprendidas a partir de los datos usando un procedimiento de aprendizaje de propósito general” [“The key aspect of deep learning is that these layers of features are not designed by human engineers: they are learned from data using a general-purpose learning procedure”] (LeCun, Bengio & Hinton, 2015: 436).

imágenes donde se han etiquetado semáforos y automóviles. La segunda capa o conjunto de capas puede detectar la presencia o ausencia de semáforos en fotografías sin etiquetar. Este resultado pasa a las siguientes capas para que siga siendo analizado. Las siguientes capas detectan temas al identificar determinadas composiciones o posiciones en la imagen (por ejemplo, si el semáforo tiene la luz en verde o en rojo). Un conjunto posterior de capas de procesamiento puede vincular temas entre sí e identificar correlaciones entre ellos (por ejemplo, qué hacen los autos cuando el semáforo frente a ellos está en verde y qué hacen cuando está en rojo). Las capas subsiguientes pueden detectar combinaciones más amplias y, a partir de ello, llevar a cabo funciones complejas. De esta manera se entrena a un vehículo autónomo –una innovación en cuyo desarrollo han invertido intensamente empresas como Google, Uber, Tesla y Toyota– para que tenga un desempeño adecuado ante un semáforo dependiendo del color de la luz.

Además de involucrar métodos complejos, el aprendizaje automático (y el aprendizaje profundo, como una de sus formas más avanzadas) implica un cambio de enfoque respecto de la manera clásica en que se trabaja con los datos. En la estadística tradicional se parte de un modelo y los datos se usan para validarlo o refutarlo. En cambio, con el aprendizaje automático, el punto de partida son grandes cantidades de datos y el sistema construye el modelo a partir de ellos. El objetivo de las técnicas de aprendizaje automático no es validar teorías sino utilizar los datos observados para construir el modelo que mejor permita interpretar, predecir, ofrecer sugerencias y tomar decisiones.

Otra novedad de estos métodos radica en que los algoritmos utilizados están diseñados para ajustar los parámetros del modelo y modificar adaptativamente su desempeño en función de los datos. Frente a otras técnicas de procesamiento y análisis de información, el aprendizaje profundo requiere relativamente poco trabajo de ingeniería; la clave del proceso de aprendizaje radica en sacar ventaja de la proliferación de datos y del incremento en la capacidad de cómputo. Por esa razón, incluso un modelo sencillo de *deep learning* puede aprender y llevar a cabo tareas sumamente complejas si se le “entrena” con grandes cantidades de datos y si se ejecuta en computadoras potentes y especializadas. El desempeño de un sistema de inteligencia artificial con aprendizaje profundo mejora conforme más datos se usen para entrenarlo. Como los datos se generan en un volumen y velocidad crecientes, el modelo es constantemente reevaluado, modificado y ajustado para que su desempeño sea cada vez mejor y más preciso. Con los

métodos existentes, la reconstrucción del modelo y las mejoras en su desempeño pueden hacerse (total o parcialmente) sin intervención humana a partir de los nuevos datos.

En este sentido, las aplicaciones contemporáneas de la inteligencia artificial representan un salto cualitativo: por primera vez, existe un sistema tecnológico que mejora de manera automática y adaptativa su funcionamiento por encima de las capacidades con las cuales fue diseñado inicialmente. Esta capacidad de auto-mejoramiento adaptativo de los sistemas de inteligencia artificial se debe a las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo.

La excepcional capacidad de los sistemas con aprendizaje automático y aprendizaje profundo para encontrar patrones y estructuras complejas en grandes series de datos permite que tengan aplicaciones muy diversas y útiles para la ciencia, las empresas y el gobierno. Entre esas aplicaciones destacan el procesamiento del lenguaje natural, reconocimiento de imágenes, traducción, reconocimiento facial, descubrimiento de fármacos, simulación de reacciones químicas, investigación genómica, búsquedas en sitios web, filtración de contenido en redes sociales y recomendaciones de compra en sitios de comercio electrónico, entre muchas otras. El aprendizaje automático y aprendizaje profundo están en la base de los servicios ofrecidos por las grandes empresas de tecnologías digitales. Conforme la digitalización se extienda a más objetos y prácticas, las aplicaciones del aprendizaje automático y profundo abarcarán cada vez más ámbitos de la vida económica y social.

Al ser un área de desarrollo tecnológico tan reciente, una dificultad a la que se enfrentan las empresas de tecnologías digitales es la escasez de ingenieros que dominen las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo. Por tanto, existe una intensa competencia entre las grandes empresas del área por atraer a sus filas a los pocos ingenieros altamente especializados en estas técnicas mediante sueldos muy elevados. Como los eventos más visibles de esta carrera destacan la contratación de los pioneros del *deep learning* Geoffrey Hinton y Yann LeCun por Google y Facebook, respectivamente, para que dirigieran sus equipos de investigación en inteligencia artificial. Adicionalmente, ante la urgencia de situarse en la vanguardia en la implementación de los sistemas de inteligencia artificial y la escasez de personal altamente calificado, empresas como Google han impulsado enérgicos planes para entrenar a sus ingenieros en estas técnicas novedosas (Levy, 2016). El control de esta fuerza de trabajo con una altísima

preparación y especialización adquiere relevancia como un elemento estratégico en la competencia intercapitalista.

3.4. *La computación en la nube*

Además de las tres condiciones a las que se ha hecho referencia, un cambio importante que también ha sido clave para la inteligencia artificial es el surgimiento de la computación en la nube (*cloud computing*), la cual según Nick Srnicek (2018a: 62), se ha convertido en la “infraestructura básica de la economía digital”.

La importancia de la computación en la nube para la inteligencia artificial radica en que la nube ha sido el lugar privilegiado del procesamiento de datos para la inteligencia artificial. Si retomamos la metáfora planteada por el director del laboratorio de inteligencia artificial en la Universidad de Stanford Andrew Ng –mencionada al inicio del capítulo– según la cual la inteligencia artificial es la “nueva electricidad”, la computación en la nube sería la planta generadora de esa energía. De hecho, según Matt Taddy (2018), el mercado de la inteligencia artificial podría quedar atrapado en la disputa más amplia por la participación de mercado en los servicios de computación en la nube.

Los servicios de computación en la nube consisten en la renta de recursos computacionales como almacenamiento, procesamiento, software e infraestructuras mediante la interconexión de dispositivos a internet. Las empresas que controlan las infraestructuras de computación en la nube ofrecen a sus clientes la inteligencia artificial como un servicio estandarizado (Parsaeefard *et al.*, 2019).

Contrario a lo que su nombre parece indicar, la “nube” no es etérea, sino que se trata de edificios con millones de servidores –conocidos como centros de datos– donde se almacenan y procesan ingentes volúmenes de datos (Mosco, 2016). El procesamiento de datos en la nube requiere un elevado consumo de energía eléctrica. Vincent Mosco insiste en que la metáfora de la nube es engañosa porque oscurece que el procesamiento de información involucra procesos materiales complejos y un elevadísimo consumo de energía. Según Tarnoff (2020), actualmente los centros de datos en la nube consumen 200 teravatios-hora al año, la misma cantidad de energía eléctrica que consume Sudáfrica; la mayor parte de esa energía se genera mediante la

quema de combustibles fósiles. La nube es una infraestructura a la vez física y virtual que integra capacidades de almacenamiento y procesamiento de datos a gran escala.

La extracción, tráfico y procesamiento de datos en la nube recorre el siguiente ciclo (véase Esquema 1). Los datos digitales son extraídos –mediante el uso de plataformas digitales o sensores– en miles de millones de dispositivos desplegados por el mundo; se transfieren mediante redes de telecomunicaciones hacia los centros de datos de la nube, donde son almacenados y procesados con técnicas de aprendizaje automático; ahí contribuyen al mejoramiento del conjunto del sistema de inteligencia artificial; posteriormente, los resultados del procesamiento son enviados de vuelta a los dispositivos individuales para que incidan sobre su entorno –físico o virtual. Todo esto sucede de manera casi simultánea.⁴⁷

Según información de Cisco (2018), el tráfico de información hacia los centros de datos “en la nube” superó en volumen al tráfico de información hacia los centros de datos “tradicionales” en 2013. Desde entonces, el tráfico de información hacia los centros de datos en la nube no ha dejado de crecer: actualmente representa más de 90% del tráfico de datos global.

En los últimos años, la computación en la nube ha sido una de las áreas más dinámicas y lucrativas de las tecnologías de la información. La computación en la nube ha reemplazado en medida importante a los productos tradicionales de hardware y software, pues permite escalamiento, mayor eficiencia y ahorros. El servicio de computación en la nube de Amazon –la empresa pionera y líder en esta tecnología– comenzó a mediados de la década de 2000. Tras algunas dificultades para desarrollar sistemas de cómputo con los cuales llevar a cabo nuevos proyectos y funciones, los ingenieros de Amazon crearon una infraestructura computacional común.⁴⁸ Posteriormente, se percataron que otras empresas necesitaban infraestructuras

⁴⁷ En este proceso tienen una gran importancia otras infraestructuras, como las redes de telecomunicaciones. En el caso de la inteligencia artificial, la importancia de la velocidad de conexión radica en reducir tendencialmente a cero el tiempo de respuesta entre la extracción de nuevos datos, su procesamiento en la nube, y la respuesta al dispositivo efector. De ahí la relevancia de las redes 5G como una tecnología cuyo desarrollo potenciaría al de la inteligencia artificial.

⁴⁸ La información que se almacena y procesa en la nube está compartimentada y unas empresas no pueden hacer uso de los datos de otras; tampoco el proveedor del servicio puede utilizar los datos de sus clientes. No obstante, existe preocupación entre las empresas que utilizan la nube sobre la seguridad de sus datos,

similares y que podían rentarles su capacidad excedente, lo que permitió elevar las tasas de utilización de sus redes, servidores y centros de datos (Wakabayashi, 2019). La computación en la nube permite economías de escala y la posibilidad de ofrecer cientos de servicios con costo marginal reducido. Los proveedores de computación en la nube ofrecen software e infraestructuras estandarizados pero personalizables, así como herramientas para el diseño de nuevos programas o aplicaciones (Cusumano, 2010).

Asimismo, la computación en la nube ha permitido generar ahorros significativos en términos de hardware y software para las empresas que rentan esos servicios. Los servicios de computación en la nube funcionan mediante un esquema de pago por uso; de esta manera, en lugar de comprar, operar y dar mantenimiento a sus propios sistemas, las empresas u organizaciones pueden rentar múltiples capacidades tecnológicas (como herramientas de análisis de datos, tecnologías de reconocimiento facial, herramientas de desarrollo de software con inteligencia artificial, etc.) y pagar por ellas sólo en la medida en que las usan. Estos servicios empezaron siendo particularmente atractivos para *startups* de software, pero en la actualidad son utilizadas por bancos, gobiernos, fuerzas armadas y empresas de todos los sectores y tamaños para el almacenamiento y procesamiento de su información.

Al ofrecer una infraestructura computacional común, la computación en la nube ha abaratado y potenciado el almacenamiento y procesamiento de datos en gran escala, al tiempo que ha incrementado las posibilidades de su uso rentable.

En suma, al servir como el principal soporte para el almacenamiento y procesamiento de la mayor parte de información que permite el funcionamiento de la economía mundial, la computación en la nube tiene un carácter estratégico. Las corporaciones líderes en los servicios de computación en la nube (destacan Amazon, con Amazon Web Services; Microsoft, con

la propiedad intelectual de sus aplicaciones y la posibilidad de filtraciones hacia sus competidores, sean estas intencionadas o resultado de fallas en la plataforma. La situación es aún más compleja cuando una empresa le renta capacidad de cómputo a sus competidores. Un ejemplo destacado de ello lo ofrece Amazon, cuya división AWS renta capacidad de cómputo a Netflix, plataforma que compite directamente con su servicio de *streaming*, Amazon Prime Video. Aunque la plataforma de Netflix es más popular, esta empresa se encuentra en una situación de vulnerabilidad pues le renta a uno de sus competidores la infraestructura esencial de la cual depende su servicio.

Azure; y Google, con Google Cloud) detentan la propiedad y control de una infraestructura esencial para la reproducción de las sociedades contemporáneas.

4. Visión de conjunto

El auge reciente de la inteligencia artificial ha sido posible por la convergencia y conjunción de las cuatro condiciones descritas: 1) proliferación de datos; 2) aumento en la capacidad de cómputo y producción de nuevos procesadores especializados; 3) mejoras en las técnicas de procesamiento de datos y aprendizaje de los sistemas; 4) masividad, simultaneidad y baratura que permite la computación en la nube.⁴⁹ El uso de los sistemas de inteligencia artificial abre un horizonte amplio de posibilidades de acumulación de capital y concentración del ejercicio del poder a merced de quien controle los procesos de extracción de datos, la producción de los microprocesadores como la base tecnológica de la digitalización, a la fuerza de trabajo altamente calificada y las infraestructuras de procesamiento de datos.

No obstante, aun cuando todos los elementos mencionados han contribuido a hacer posible el incremento en las capacidades de los sistemas de inteligencia artificial, el elemento con mayor importancia relativa en este proceso ha sido la proliferación de los datos. La importancia de los datos es doble. En primer lugar, por las características técnicas del funcionamiento de los sistemas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, la extracción masiva y en tiempo real de datos digitales es el elemento fundamental que permite un mejoramiento continuo en la

⁴⁹ Algunos de los avances clave para la inteligencia artificial sólo se explican por la confluencia de los procesos previamente apuntados. Por ejemplo, el procedimiento de retropropagación –central para las técnicas de aprendizaje profundo– fue posible por la invención de las unidades gráficas de procesamiento (GPUs), que han permitido a los investigadores programar y entrenar “redes neuronales” de manera mucho más rápida y práctica que con el *hardware* y los métodos de procesamiento previos. “Mientras que entrenar redes tan grandes podría haber llevado semanas hace sólo dos años, los avances en hardware, software y paralelización de los algoritmos han reducido los tiempos de entrenamiento a unas pocas horas” [“Whereas training such large networks could have taken weeks only two years ago, progress in hardware, software and algorithm parallelization have reduced training times to a few hours”] (LeCun, Bengio & Hinton, 2015: 440).

capacidad de autoaprendizaje de los sistemas de inteligencia artificial.⁵⁰ Los datos son el medio a través del cual los sistemas de inteligencia artificial “conocen” el mundo; son la base de su “saber”. Conforme se amplía y diversifica la masa de datos extraída, almacenada y procesada, se amplían también las capacidades de intelección del mundo de estos sistemas. Si las masas de datos se incrementan de manera incesante, las capacidades de la inteligencia artificial estarán en expansión y perfeccionamiento continuos.

En segundo lugar, la centralidad de los datos radica en que son una traducción codificada del mundo (los territorios, los objetos, las personas, las relaciones sociales, etc.) en que se abstraen todos los contenidos concretos de las existencias para hacerlas conmensurables, codificables e instrumentalizables. Las tecnologías digitales permiten registrar y codificar de manera cada vez más detallada los saberes estratégicos para la reproducción del capitalismo. La extracción y análisis de datos permiten ampliar el conocimiento de aspectos clave de la reproducción capitalista (producción, circulación y consumo) y perfeccionar su dominio. Asimismo, mediante su uso es posible crear nuevos espacios de valorización, refinar los mecanismos de vigilancia y control social, aumentar la productividad y la competitividad de las empresas, moldear las subjetividades e incidir en las prácticas y dinámicas sociales (abundaremos sobre algunos de estos aspectos en los siguientes capítulos). La extracción, concentración y procesamiento de datos hace posible la reproducción en escala ampliada de la valorización y la concentración en el ejercicio del poder.

Dos ejemplos servirán para ilustrar el carácter estratégico de los datos digitales y de los sistemas de inteligencia artificial para la reproducción capitalista: su uso para aumentar y abaratar la producción en la industria petrolera; y para el control de la reciente pandemia de Covid-19.

Las grandes corporaciones de tecnologías digitales están estableciendo alianzas con las principales empresas de la industria petrolera para abaratar y hacer más eficiente la extracción de

⁵⁰ “Pensamos que el aprendizaje profundo tendrá muchos más éxitos en el futuro cercano debido a que requiere poco trabajo de ingeniería, por lo que puede aprovechar fácilmente los aumentos en la cantidad de datos y en la capacidad de cómputo disponibles” [“We think that deep learning will have many more successes in the near future because it requires very little engineering by hand, so it can easily take advantage of increases in the amount of available computation and data”] (Le Cun, Bengio & Hinton, 2015: 436).

petróleo mediante el uso de sistemas de inteligencia artificial. Entre los acuerdos y contratos firmados destacan los de Google con Total, Saudi Aramco y Anadarko; de Amazon con BP, Royal Dutch Shell y Halliburton; y de Microsoft con ExxonMobil, Chevron, Royal Dutch Shell y BP (Merchant, 2019; The Economist, 2019a).

La inteligencia artificial es usada para la exploración en busca de nuevos yacimientos, para mejorar el aprovechamiento de los campos existentes al determinar la cantidad de petróleo recuperable, así como para analizar datos sobre el volumen y velocidad de extracción de hidrocarburos. Los datos con que son alimentados los sistemas de inteligencia artificial se extraen a través de cientos de miles de sensores instalados en pozos, ductos, refinerías y otras instalaciones; con estas informaciones se puede monitorear de manera detallada y en tiempo real la producción y distribución de hidrocarburos. Con la recolección y procesamiento de datos, los sistemas de inteligencia artificial pueden controlar los procesos clave de la industria petrolera e incluso llevar a cabo ajustes de forma instantánea, sin necesidad de intervención humana, ante la presencia de fugas, cambios en la demanda, etc.

La incorporación de estas tecnologías contribuirá a incrementar la producción y rentabilidad de las corporaciones que extraen combustibles fósiles al automatizar y hacer más eficientes sus procesos.⁵¹ Un ejemplo lo brinda la inglesa BP, cuya producción de petróleo aumentó en más de 30 mil barriles al día en 2018 tras introducir el uso de sensores y sistemas de inteligencia artificial para optimizar la extracción, según The Economist (2019a).

La incorporación de sistemas de inteligencia artificial en la industria petrolera, lejos de ser un caso aislado, es un botón de muestra de un proceso que tiende a generalizarse en las más diversas actividades económicas: de la agricultura a la manufactura, de la publicidad a la banca y los seguros. El uso de sensores y de las plataformas digitales permite extraer datos de la más diversa índole y en grandes cantidades mediante los cuales se conoce de manera detallada y simultánea, información esencial para la producción y reproducción de la sociedad moderna. Los

⁵¹ La alianza con las corporaciones tecnológicas y la incorporación de la inteligencia artificial ayuda a las corporaciones petroleras –responsables de la mayor parte de las emisiones de gases de efecto invernadero– a extraer más combustibles fósiles y más baratos, lo que las vuelve más competitivas frente a las de generación de “energías limpias”. Esto tiene graves implicaciones, pues contribuye a que se incrementen las emisiones de GEI y a que se agrave aún más la crisis ecológica.

sistemas de inteligencia artificial procesan esos datos, encuentran patrones, formulan predicciones, toman decisiones y gestionan sin intervención humana cada vez más aspectos de la vida social.

Por otra parte, la reciente pandemia por el virus SARS-CoV-2 ha mostrado con claridad las potencialidades de los sistemas de inteligencia artificial para la vigilancia y el control social. En China, por ejemplo, se utilizó una aplicación para *smartphones* que determinaba en tiempo real si las personas podían estar infectadas de coronavirus, a partir del llamado rastreo de contactos. Esta aplicación, desarrollada por una filial del gigante tecnológico Alibaba en colaboración con instituciones del Estado chino, compartía información de los usuarios (su ubicación en tiempo real, el registro histórico de sus movimientos, entre otras) con la policía. Cuando los usuarios registraban su información personal en la aplicación, el software generaba un código QR de color verde, amarillo o rojo. El código verde autorizaba movilidad irrestricta a los usuarios; el amarillo significaba que deberían permanecer en casa por una semana; el código rojo implicaba aislamiento de dos semanas. Los códigos amarillo y rojo eran asignados a las personas sospechosas de estar infectadas por haber estado en contacto con personas enfermas, por haber visitado zonas en cuarentena o por presentar síntomas de Covid-19. En algunas regiones de China, el uso de esta aplicación se convirtió en una especie de salvoconducto, sin el cual era prácticamente imposible desplazarse (Mozur, Zhong y Krolik, 2020).

En países como Corea del Sur, Taiwán y la propia China se han utilizado millones de videocámaras provistas de termosensores y tecnologías de reconocimiento facial para identificar a las personas sospechosas de ser portadoras del virus. Los sistemas de inteligencia artificial identifican el rostro de la persona y lo vinculan con su número telefónico, su geolocalización, su lista de contactos, su historial de viajes, sus compras recientes con tarjeta de crédito, los lugares que visitó recientemente, etc., para hacer un seguimiento de las personas con quienes tuvo contacto. Aquellas personas sospechosas de haber sido contagiadas recibían una notificación en sus teléfonos celulares (Han, 2020).

Las prácticas de vigilancia y control social generalizado descritas son posibles por la estrecha cooperación entre Estados y corporaciones. Aunque la crisis sanitaria por la Covid-19 terminará más pronto o más tarde, el uso de las aplicaciones para la vigilancia y el control social automatizado quedará como una de sus largas secuelas.

Las corporaciones que controlan la extracción y concentración de datos están en una condición privilegiada para la implementación de los sistemas de inteligencia artificial. La extracción, almacenamiento y procesamiento de una mayor cantidad de datos lleva a que sus sistemas de aprendizaje automático mejoren su desempeño paulatinamente; un mejor aprendizaje automático permite la oferta servicios y aplicaciones de inteligencia artificial de mejor calidad; esto hace que la plataforma en cuestión sea más atractiva, lo que permite atraer más usuarios y redundar en una recolección de datos aún mayor. Todo esto se traduce en ingresos crecientes para las empresas que lideran la implementación de la inteligencia artificial. A esta espiral que se retroalimenta se le conoce como efectos de red.⁵²

⁵² Es importante hacer una precisión sobre el uso del concepto de “efectos de red”. En los debates recientes sobre el capitalismo digital, es común que se hable de “efectos de red” para dar cuenta de la capacidad de las corporaciones para extraer más datos, mejorar sus servicios, atraer más usuarios y obtener más ganancias. No obstante, no se trata en rigor de efectos de red “clásicos”. En su formulación original, el concepto de efectos de red –también llamados “economías de escala del lado de la demanda” (Katz, 2015: 99)– se acuñó para dar cuenta de las “externalidades positivas de consumo” en las cuales un servicio se vuelve más atractivo para los usuarios individuales conforme aumenta el número de usuarios (Katz & Shapiro, 1985). En el caso de las plataformas en el capitalismo digital, a esta dinámica de los efectos de red “clásicos” se añade lo que el economista Hal Varian (2018) denomina “aprender haciendo” [*learning by doing*]: un efecto “del lado de la oferta” en el cual la calidad del producto –en este caso, los servicios de inteligencia artificial– mejora conforme la empresa que lo ofrece aumenta su inversión y experiencia. A diferencia de los efectos de red, que están centrados en el lado de la demanda y suelen ser más o menos automáticos, el proceso *learning by doing* requiere intención e inversión por parte de las empresas que implementan la inteligencia artificial, pues aun cuando dispongan de grandes volúmenes de datos, si no llevan a cabo acciones e inversiones para su procesamiento con técnicas de aprendizaje automático, la calidad de sus productos o servicios no mejorará. En adelante, cuando en este texto se hable de los efectos de red nos referimos a una mezcla de los efectos de red “clásicos” –“del lado de la demanda”– con el *learning by doing* –“del lado de la oferta”. Para poner de relieve la diferencia entre el uso que hacemos aquí del concepto de efectos de red respecto de otras interpretaciones conviene enfatizar que lo que está en juego no es sólo la mejora de la experiencia de los usuarios conforme la plataforma crece (proceso característico de los efectos de red clásicos), sino la *capacidad concentrada en las corporaciones* –específicamente, de las plataformas digitales– para extraer datos, acumularlos, usarlos para mejorar sus

Algunos elementos que contribuyen a acentuar aún más esta tendencia son la incompatibilidad entre plataformas rivales (lo que lleva a que los efectos de red no tengan la extensión de todo el mercado, sino que se limiten al servicio ofrecido por las empresas individuales);⁵³ la no-portabilidad de los datos entre distintas plataformas; y la exclusividad en la propiedad y uso de los datos, que permite construir “fosas protectoras” (The Economist, 2017) ante la competencia.

Otra característica de la inteligencia artificial que conducirá a su concentración son las economías de escala. Hay al menos dos tipos de economías de escala de gran relevancia para la inteligencia artificial: 1) en la inversión en capacidad de cómputo necesaria para soportar el procesamiento de grandes volúmenes de datos; y 2) economías de escala en investigación y desarrollo (I&D).

Los sistemas de inteligencia artificial y las técnicas de aprendizaje automático se enfrentan a limitaciones de recursos de cómputo conforme aumentan su escala (Burrell, 2016). Según un estudio reciente, la capacidad de cómputo necesaria para el funcionamiento de los sistemas de aprendizaje profundo más avanzados se multiplicó por 300 000 entre 2012 y 2018 (Schwartz *et al.*, 2019). Para que las empresas puedan acumular datos en una escala siempre creciente y sacar provecho de las técnicas más sofisticadas de análisis de datos deben realizar grandes inversiones para expandir su capacidad de almacenamiento y procesamiento. Según la consultora McKinsey Technology (2020), los costos asociados al almacenamiento, gestión y procesamiento de las bases de datos de grandes organizaciones (empresas y gobiernos) pueden ascender a miles de millones de dólares anualmente. En este caso, los efectos de red y las economías de escala se entrecruzan: las grandes empresas controlan la extracción y procesamiento de datos; sólo estas pueden

sistemas de inteligencia artificial y de esa manera acrecentar sus ganancias y afianzar su dominio de esa tecnología.

⁵³ Un ejemplo puede servir para aclarar la cuestión. En los servicios de telefonía fija, los clientes de una empresa pueden contactar a los usuarios que han contratado su servicio con otra empresa; esto significa que los sistemas de ambas empresas son compatibles, con lo que la extensión de los efectos de red abarca a todo el mercado. En el caso de las plataformas digitales, sus sistemas son incompatibles: los usuarios de dos servicios de mensajería instantánea –por ejemplo, WhatsApp y Signal– no pueden comunicarse entre plataformas, con lo cual los efectos de red se limitan al servicio ofrecido por la empresa individual. Al respecto, véase [Katz y Shapiro \(1985\)](#).

destinar miles de millones de dólares anualmente para almacenar y procesar sus bases de datos. Ambas condiciones representan barreras a la entrada que apuntalan las ventajas de las empresas dominantes y excluyen a los nuevos competidores.

Otro aspecto en el cual las economías de escala son cruciales para la inteligencia artificial es el gasto en I&D, que permite a las empresas líderes en esta tecnología posicionarse en la frontera de la innovación y preservar su posición dominante al crear nuevos productos y servicios. Puesto que es difícil acceder a información sobre el gasto en I&D en inteligencia artificial de las mayores empresas, presento su gasto total en I&D. Las empresas de tecnologías digitales que más gastaron en I&D en 2018 a nivel mundial fueron Amazon (22.6 mil millones de dólares, mmd), Alphabet (16.2 mmd), Samsung (15.3 mmd), Intel (13.1 mmd), Microsoft (12.3 mmd) y Apple (11.6 mmd) (PwC Strategy&, 2019). Para establecer una referencia, el gasto en I&D de estas empresas supera al de la mayoría de los países del mundo: el gasto de Amazon es superior al de países como Israel o España; el de Alphabet y Samsung rebasa al de Austria o Bélgica; el de Intel, Microsoft y Apple sobrepasa al gasto en I&D de Dinamarca o Noruega, por mencionar algunos. Aunque no todo su gasto en I&D está orientado a la inteligencia artificial, las cifras son indicativas de su escala y masividad; además, las mayores empresas de tecnologías digitales consideran a esta tecnología como estratégica, son las más innovadoras en ella y la usan intensamente en sus actividades.

La masividad del gasto en I&D de las mayores empresas de tecnologías digitales genera una brecha infranqueable respecto de sus competidoras nuevas y pequeñas. Y si el gasto en I&D no es suficiente, siempre queda el recurso de adquirir a las *startups* más innovadoras que podrían aportarles capacidades tecnológicas relevantes o podrían representar una amenaza para sus negocios: entre 2010 y 2018, Alphabet adquirió 14 empresas relacionadas con inteligencia artificial; Apple, 13; Facebook, 6; Amazon, 5; Intel, 5; y Microsoft, 5 (Vanian, 2018b). Las adquisiciones de *startups* en el área de inteligencia artificial también permiten a las grandes empresas acceder a nuevas fuentes de datos (en ese sentido destacan la compra de The Weather Channel por IBM, o la de WholeFoods por Amazon) y reclutar a ingenieros talentosos que dominan las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo (como sucedió con la adquisición de DeepMind por Google).

En suma, las empresas líderes en la implementación de la inteligencia artificial serán las que dispongan de más datos, de mayor capacidad de procesamiento y las más innovadoras (es decir, que desarrollen los mejores métodos de aprendizaje automático y que recluten a los ingenieros y científicos mejor calificados).

Tanto en sus condiciones técnicas de funcionamiento como en sus principales dinámicas económicas (los efectos de red y las economías de escala), la inteligencia artificial tiende hacia una elevada concentración. Las razones que conducen a la concentración de la inteligencia artificial no existen de manera aislada, sino que se conjugan en una espiral que tiende a reforzar la posición de las empresas dominantes y a acrecentarla conforme pasa el tiempo. Por tanto, la concentración de las capacidades de inteligencia artificial en un puñado de corporaciones no es un resultado anómalo, sino consustancial al funcionamiento de esta tecnología.

Los oligopolios de las tecnologías digitales, en particular en lo que respecta a la inteligencia artificial, dan una nueva configuración a la concentración de mercado. La diferencia no radica sólo en el enorme tamaño que han alcanzado las empresas de tecnologías digitales y servicios de internet.⁵⁴ La diferencia es también cualitativa, pues son oligopolios que controlan infraestructuras clave para el funcionamiento del conjunto de la economía –por ejemplo, Amazon, Microsoft y Alphabet son las mayores empresas de computación en la nube– y cuya actividad empresarial no se limita a una sola industria (Srnicek, 2018b). Ante las nuevas formas de concentración, las teorías y políticas de competencia económica concebidas en el siglo XX –cuya principal preocupación gira en torno a la capacidad de las empresas para incidir en la fijación de los precios o en el volumen de la producción– son insuficientes e inadecuadas (Khan, 2017; Zuboff, 2019).

Los sistemas de inteligencia artificial permiten hacer inteligibles enormes masas de datos sobre entornos físicos y virtuales, encontrar en ellos estructuras intrincadas, generar predicciones, formular recomendaciones y tomar decisiones de manera automática sobre aspectos esenciales de la vida en sociedad. Por la posibilidad de su uso generalizado, masivo y rentable, la inteligencia artificial apunta a convertirse en la principal tecnología transversal del

⁵⁴ A excepción de la empresa petrolera Saudi Aramco, las únicas empresas cuyo valor bursátil ha superado el billón de dólares son Apple, Microsoft, Amazon y Alphabet, todas ellas líderes en el desarrollo e implementación de la IA.

capitalismo contemporáneo (Ornelas, 2020). La extracción, almacenamiento y procesamiento de datos mediante los sistemas de inteligencia artificial hace posible una concentración de conocimiento, ganancias y poder sin medida conocida en unas cuantas empresas, con sede en unos pocos países. Estas empresas controlan las infraestructuras y condiciones materiales de la implementación de la inteligencia artificial, lo que les otorga la capacidad de diseñar y organizar el proceso de reproducción social en su conjunto (Ceceña, 1998b).

Por último, conviene señalar que esta tendencia a la concentración y centralización en el área de la inteligencia artificial no debe entenderse como una anulación o atemperación de la competencia. Por el contrario, dará lugar a una intensa competencia entre gigantes. A diferencia de lo que sostiene la teoría económica *mainstream*, la relación entre competencia y monopolio (u oligopolios) no es de mutua exclusión sino de codeterminación y complementariedad en el movimiento de los procesos de acumulación. Los oligopolios de la inteligencia artificial no podrán mantenerse sino a través de una intensa competencia. Los efectos de red y las economías de escala generan una brecha infranqueable entre las grandes empresas oligopólicas de la inteligencia artificial y eventuales nuevos competidores, pero conducen a una disputa por la vanguardia tecnológica y a una intensa confrontación entre estos grandes oligopolios por el acceso a las fuentes de ganancia.⁵⁵

Esta batalla de gigantes se observa ya en el empalme entre las actividades de las grandes empresas de servicios de internet. Aun cuando en un inicio sus negocios podían ser claramente diferenciables (Google se dedicaba a las búsquedas en línea, Facebook a las redes sociales, Amazon al comercio electrónico, etc.), en su proceso de expansión por posicionarse en sectores clave de la extracción de datos y la apropiación de ganancias estas empresas han invertido en los mismos sectores (Amazon, Microsoft y Google compiten intensamente en la computación en la nube; Google, Facebook, Microsoft y Apple tienen aplicaciones de videollamadas y compiten entre sí; Apple, Amazon, Google y Microsoft tienen asistentes de voz incorporados en sus productos; por sólo mencionar algunos ejemplos). Esto las lleva a disputarse mercados y a competir entre sí. Incluso en algunas de sus inversiones, como los vehículos autónomos, gigantes de internet como Google (con su filial Waymo) ya chocan con grandes empresas de otras

⁵⁵ Estos son algunos elementos para el análisis de la competencia entre las grandes empresas señalados por Ornelas (2017).

industrias (en este caso, con Toyota y Volkswagen, entre otras). Conforme los oligopolios de la inteligencia artificial continúen en su proceso de expansión y sus negocios se yuxtapongan, la competencia entre gigantes será cada vez más intensa.

CAPÍTULO II. USOS ACTUALES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL E IMPACTOS EN LA REPRODUCCIÓN DEL CAPITAL

En sus declaraciones mediáticas, los más notables exponentes de la inteligencia artificial –como Geoffrey Hinton, pionero del *deep learning*– afirman que “la inteligencia artificial será capaz de hacer todo y de cambiarlo todo” (entrevistado por Hao, 2020). Esta visión sobre las capacidades e impactos de la inteligencia artificial permea en la prensa, en los libros de divulgación y en el ámbito académico. Esto conduce, según autores como Jürgen Kai-Uwe Brock y Florian von Wangenheim (2019) a que haya expectativas poco realistas en torno a sus capacidades y a la visión de la inteligencia artificial como una tecnología indiferenciada, cuya adopción e impactos serían uniformes entre industrias, funciones, etc.

Ciertamente, la inteligencia artificial es una tecnología con un gran potencial para transformar las actividades económicas y las prácticas sociales. No obstante, es motivo de controversia si esta tecnología podrá lograr todo lo que sus más entusiastas propagandistas afirman e incluso para ellos es incierto cuándo podrían alcanzarse esas promesas. Además, el gran potencial de la inteligencia artificial no implica que su impacto vaya a ser homogéneo en el tiempo, por industria, por función, por región, etc. Por ello, resulta necesario examinar con mayor detalle las características de su adopción.

Ante esta labor, una dificultad a la que nos enfrentamos es la poca información disponible en torno a la implementación y usos actuales de la inteligencia artificial. Incluso el *AI Index Report* (Perrault *et al.*, 2019) coordinado por la Universidad de Stanford⁵⁶ parte de reconocer las limitaciones de las fuentes de datos disponibles sobre este tema (Perrault *et al.*, 2019: 105).

A pesar que la bibliografía y las fuentes estadísticas sobre el tema son aún limitadas, consideramos que su análisis permite ubicar algunos procesos y tendencias importantes sobre la

⁵⁶ El *AI Index Report* es el esfuerzo más importante en la actualidad por recolectar y hacer disponible públicamente la información existente sobre esta tecnología. En su elaboración participan algunas de las universidades, consultoras y empresas más importantes del mundo. Entre las entidades participantes y financiadoras en la elaboración de este informe se encuentran la Universidad de Stanford, el Instituto tecnológico de Massachusetts (MIT), OpenAI, la Universidad de Harvard, McKinsey Global Institute, Google y PwC.

implementación de la inteligencia artificial. En particular, nos interesa conocer cuán amplio es el uso actual de la inteligencia artificial, cuáles son sus aplicaciones más importantes, en qué actividades y con qué resultados. Tras esta revisión y a partir de sus resultados, se formula una propuesta de interpretación cualitativa sobre los impactos actuales y potenciales de la inteligencia artificial en los distintos momentos de la reproducción del capital. Con esta propuesta se busca abonar a la comprensión sobre cómo la inteligencia artificial comienza a reconfigurar los procesos de reproducción en el capitalismo contemporáneo.

1. Usos actuales de la inteligencia artificial y dificultades para su implementación

Puesto que la inteligencia artificial es una tecnología que se encuentra en una fase temprana de despliegue, los estudios dedicados a explorar cómo la están implementando las empresas y cuán rentable resulta su uso aún son pocos. De los estudios existentes, la mayoría son informes de consultorías de negocios, donde se realizan encuestas globales a ejecutivos de grandes empresas sobre el nivel de adopción de esta tecnología y sobre el impacto de su implementación en los costos e ingresos de su organización. Salvo en el caso de Estados Unidos (donde en 2018 la Oficina del censo realizó una encuesta a 850 mil empresas para conocer su adopción y uso de tecnologías avanzadas),⁵⁷ aún no hay encuestas o censos nacionales donde se pregunte a una muestra representativa de empresas, y no sólo a las más grandes, sobre la adopción actual y planeada de los sistemas de inteligencia artificial.

Para dar cuenta de ello, retomo los informes elaborados por McKinsey & Company (2019)⁵⁸ y por MIT Sloan Management Review y Boston Consulting Group (Ransbotham *et al.*, 2020).⁵⁹ Los resultados de estos informes coinciden en términos generales con reportes similares, pero con muestras de menor tamaño, elaborados por otras consultoras (Cognilytica, 2020;

⁵⁷ Los resultados preliminares de esa encuesta pueden consultarse en *Zolas et al., 2020*.

⁵⁸ La encuesta realizada por McKinsey & Company fue respondida entre marzo y abril de 2019 por 2 mil 360 empresas de todas las regiones e industrias.

⁵⁹ El informe elaborado de manera conjunta por MIT Sloan Management Review y Boston Consulting Group se basa en una encuesta global durante la primavera de 2020. La encuesta fue respondida por 3 mil ejecutivos de empresas que operan en 29 industrias y 112 países. Este estudio se centró en empresas cuyos ingresos anuales exceden los cien millones de dólares.

Magoulas y Swoyer, 2020). También tomo como referencia el artículo académico de Jürgen Kai-Uwe Brock y Florian von Wangenheim (2019).

1.1. Nivel de adopción de la inteligencia artificial

En la encuesta realizada por McKinsey & Company, 58% de los encuestados dijeron que su organización usaba inteligencia artificial en al menos una función o unidad de negocios en 2019, respecto de 47% en 2018; el porcentaje de organizaciones que usan esta tecnología en más de un área de negocios pasó de 21% en 2018 a 30% en 2019. Por su parte, el estudio de MIT Sloan Management Review y Boston Consulting Group indica que en 2020, 57% de los ejecutivos de las empresas incluidas en la encuesta afirmaron que su empresa está usando inteligencia artificial en alguno de sus procesos o tienen proyectos piloto para implementarla; en 2018, la proporción era de 44%.

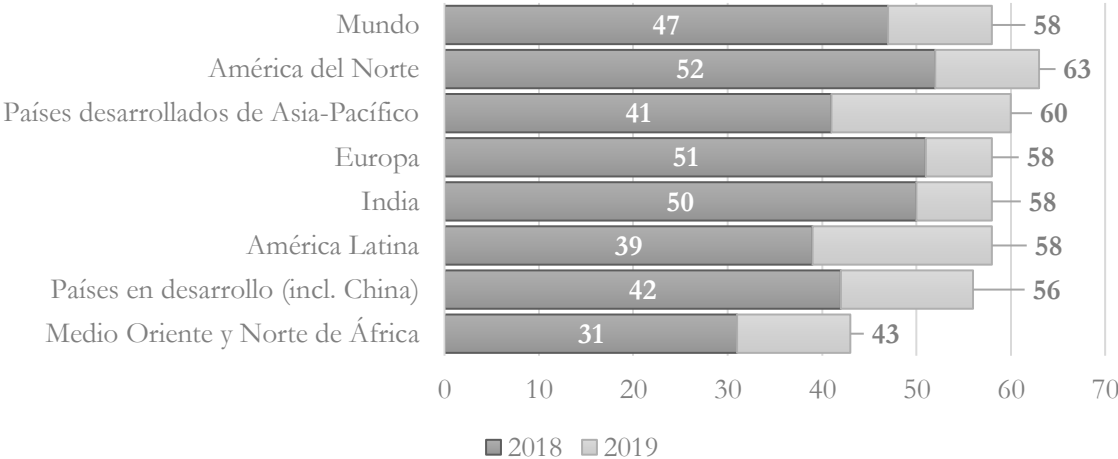
Los resultados de los informes de las consultoras contrastan con los hallazgos de una encuesta reciente elaborada por la Oficina del censo en Estados Unidos, que sugiere que la adopción de la inteligencia artificial por las empresas que operan en aquel país aún es bastante limitada. Según el informe donde se presentan los resultados preliminares de la encuesta (Zolas *et al.*, 2020: 47), entre 9.7% y 11.1% de las empresas en Estados Unidos usan alguna aplicación de la inteligencia artificial y entre 2.3% y 3.1% dijeron estar en periodo de pruebas.⁶⁰ La enorme diferencia entre los resultados de las encuestas de las consultoras y la llevada a cabo por la Oficina del censo se debe a que en esta última el muestreo no estuvo orientado hacia las grandes empresas sino que se incluyeron pequeñas empresas cuyo nivel de adopción es mucho menor. A partir del análisis estadístico de la información recabada de casi un millón de empresas estadounidenses, los autores del informe de la Oficina del censo concluyeron que la adopción de las tecnologías avanzadas –entre las que se encuentra la inteligencia artificial– sigue un patrón sesgado y jerárquico; entre más compleja y sofisticada es la tecnología, su adopción tiende a

⁶⁰ En la encuesta de la Oficina del censo en Estados Unidos se preguntó a los directivos de las empresas por el uso de alguna de las siguientes aplicaciones de la inteligencia artificial: aprendizaje automático, reconocimiento de voz, visión computarizada, robótica, procesamiento del lenguaje natural, realidad aumentada o vehículos autónomos.

concentrarse más en las grandes empresas.⁶¹ La adopción sesgada y jerárquica se debe principalmente a los elevados costos de implementación de la inteligencia artificial.⁶²

Tras constatar esa diferencia en la adopción de la inteligencia artificial entre pequeñas y grandes empresas en Estados Unidos, es importante tener en claro que los resultados de los informes a los que haremos referencia a continuación no reflejan la adopción de la inteligencia artificial en el conjunto de la economía –donde preponderan los establecimientos medianos y pequeños– sino que son indicativos de lo que sucede en los capitales que han alcanzado un mayor grado de concentración y centralización, que se ubican en la “cima” de los procesos de acumulación. La consideración del gran capital es fundamental, pues es este el que se ubica en mejores condiciones financieras y organizativas para la implementación de las tecnologías de vanguardia.

Gráfica 2.1. Porcentaje de empresas que han incorporado capacidades de inteligencia artificial en al menos una función o unidad de negocios, por región. 2018-2019



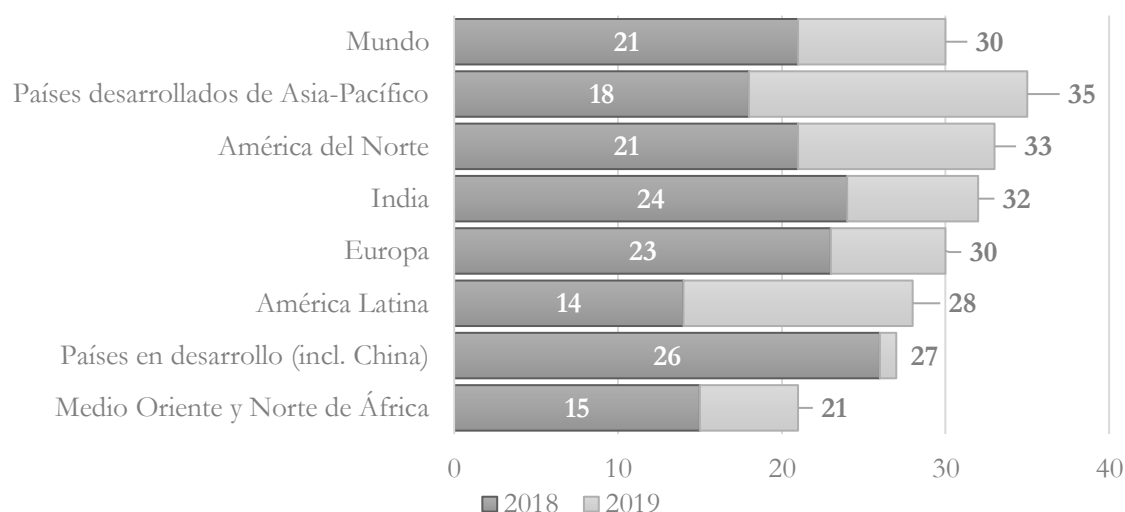
Fuente: Perrault *et al.* (2019).

⁶¹ “Encontramos que la adopción tecnológica es consistente con un patrón sesgado y jerárquico de creciente sofisticación tecnológica, en el cual los líderes en la adopción tienden a ser grandes [empresas]” [“We find that technology adoption is consistent with a skewed and hierarchical pattern of increasing technological sophistication, in which leading adopters tend to be large”] (Zolas *et al.*, 2020, p. 1).

⁶² Como señalamos en el capítulo anterior, simplemente los costos de almacenamiento, gestión y procesamiento de datos pueden ascender a miles de millones de dólares anuales para las grandes organizaciones –empresas y gobiernos– (McKinsey Technology, 2020).

Los informes presentados por las consultoras coinciden en que la adopción de la inteligencia artificial ha aumentado de manera acelerada y seguirá esa tendencia en los próximos años. 74% de los encuestados por McKinsey & Company afirmó que sus empresas planean aumentar su inversión en capacidades de inteligencia artificial en los próximos tres años. Las principales razones por las cuales las empresas están adoptando aceleradamente la inteligencia artificial son la percepción de que esta tecnología de vanguardia les permitirá elevar su productividad y competitividad, así como el temor de que sus principales competidores pueden implementarla antes que ellas, lo que podría ponerlas en una desventaja difícil de remontar.⁶³

Gráfica 2.2. Porcentaje de las empresas que han incorporado capacidades de inteligencia artificial en múltiples funciones o unidades de negocios, por región. 2018-2019



Fuente: Perrault *et al.* (2019).

⁶³ “Un número creciente de compañías reconoce un imperativo empresarial para mejorar sus competencias en inteligencia artificial” [“A growing number of companies recognize a business imperative to improve their AI competencies”] (Ransbotham *et al.*, 2020, p. 1). “En general, un número creciente de ejecutivos reconoce que los competidores están usando inteligencia artificial y creen que la inteligencia artificial generará beneficios estratégicos significativos para su organización. La dinámica competitiva, las fuerzas del ecosistema y los incentivos financieros motivan la creciente dependencia hacia la inteligencia artificial en la estrategia empresarial” [“Overall, a growing number of executives recognize that competitors are using AI, and they believe that AI will generate significant strategic benefits for their organization. Competitive dynamics, ecosystem forces, and financial incentives all motivate the increasing dependence on AI in business strategy”] (Ransbotham *et al.*, 2020, p. 4).

A nivel regional, el informe de McKinsey & Company indica que los niveles de adopción agregados por región son similares en el mundo, lo que sugiere que aun cuando hay variaciones en el grado de implementación entre empresas e industrias, la adopción de la inteligencia artificial es un proceso global.⁶⁴ Como se observa en la gráfica 2.1, en todas las regiones el porcentaje de empresas que usan la inteligencia artificial en al menos una función es muy similar, salvo en el caso de Medio Oriente y África, donde hay un notorio rezago. Las diferencias intrarregionales se amplían un poco más al considerar el porcentaje de empresas que han adoptado la inteligencia artificial en más de una función o unidad de negocios, como se observa en la gráfica 2.2. De la información presentada por McKinsey & Company se puede inferir que las diferencias entre regiones no radican tanto en la adopción de la inteligencia artificial como en su intensidad. Como se verá más adelante, estas diferencias en la intensidad o amplitud del uso de la inteligencia artificial pueden implicar notables diferencias en la rentabilidad que se obtiene tras su adopción.

Tomando la información presentada por McKinsey & Company como la mejor disponible en conjunto, es necesario formular algunos matices. No cabe duda de que la adopción de la inteligencia artificial es y seguirá siendo un proceso global, pues la competencia intercapitalista en el mercado mundial y la amplia presencia de las empresas transnacionales en todos los rincones del mundo obligan a los capitales de todos los espacios geográficos a adoptar las tecnologías más avanzadas, *so pena* de ser eliminados por sus competidores. No obstante, considerando la dependencia y rezago tecnológico estructurales de regiones enteras en el mundo, es improbable que la adopción de esta tecnología tienda a ser homogénea entre regiones. Este dudoso resultado se debe, probablemente, como hemos indicado, a que la encuesta de McKinsey & Company está orientada a grandes empresas, con lo cual su peso está sobreestimado y están sobrerrepresentadas. Otros informes presentan resultados más matizados. Según la información presentada por Cognilytica (2020: 6), América del Sur y África y Medio Oriente son las regiones donde el porcentaje de empresas encuestadas que no tienen planes para implementar la inteligencia artificial es mayor y donde el porcentaje de empresas que ya usan la inteligencia artificial en una o más operaciones es menor. También se establece que la brecha existente entre las regiones con mayor y menor adopción de la inteligencia artificial es más amplia.

⁶⁴ “While there is considerable variation at the level of individual companies, the adoption of AI is a global phenomenon” (McKinsey & Company, 2019, p. 4).

Un elemento adicional que nos lleva a pensar que es necesario matizar los resultados de la encuesta de McKinsey & Company sobre la relativa homogeneidad en la adopción de la inteligencia artificial es que incluso en el caso de tecnologías de vanguardia más “maduras” como la robótica industrial, existe una adopción sumamente polarizada entre regiones, según documentan otras organizaciones. En un informe reciente, la Organización para la cooperación y el desarrollo económico (OECD, 2019a) mostró que el uso de robots industriales es “desproporcionadamente alto” en sus países miembro –la mayoría de ellos, con un elevado nivel de desarrollo capitalista– respecto del resto del mundo.⁶⁵

Será necesario esperar a censos o encuestas de mayor alcance para conocer con detalle cuán amplias son las brechas de adopción de la inteligencia artificial entre regiones.

1.2. *Adopción de la inteligencia artificial por industria*

Ahora bien, ¿en qué actividades se está adoptando la inteligencia artificial? El informe de McKinsey & Company (2019) indica que la adopción de la inteligencia artificial varía significativamente entre industrias: alta tecnología es la industria donde la adopción es más amplia, pues 78% de las empresas encuestadas la han incorporado en al menos un producto y/o en al menos una unidad de negocios; le sigue la industria automotriz, con 76%; telecomunicaciones, 72%; viajes, transporte y logística, 64%; servicios financieros, 62%; empaquetado de productos para el consumidor, 62%; comercio minorista, 60%; energía eléctrica y gas natural, 60%; sistemas y servicios de cuidado de la salud, 58%; farmacéutica y productos médicos, 48%; servicios profesionales, 43%; en la retaguardia en la implementación se encuentra infraestructura, pues sólo 36% de las empresas encuestadas han adoptado la inteligencia artificial en al menos uno de sus productos o unidades de negocios. El nivel de adopción de la inteligencia artificial es mayor en las actividades cuyos procesos involucran una mayor complejidad tecnológica. Esto conducirá, probablemente, a una centralización aún mayor del desarrollo

⁶⁵ “Los datos usados en este documento revelan que los robots se utilizan de manera desproporcionada en las economías avanzadas, lo que sugiere que el tema de la robotización es particularmente relevante para la OCDE”. [“The data used in this paper reveal that robots are disproportionately in use in advanced economies, which suggests that the issue of robotisation is particularly relevant for the OECD” (OECD, 2019a: 6).

tecnológico, así como a un agravamiento de la heterogeneidad y jerarquías existentes entre industrias y entre operaciones al interior de cada industria.

Otro tema que es importante destacar es que, según Brock y von Wangenheim (2019), hasta ahora las aplicaciones de la inteligencia artificial han consistido principalmente en reorganizar y hacer más eficientes los procesos existentes en las empresas, no tanto en crear nuevas mercancías o servicios.⁶⁶ Dicho de otro modo, hasta ahora las aplicaciones de esta nueva tecnología han sido más transformadoras que disruptivas (Kaplan y Haenlein, 2019b).⁶⁷ En la etapa temprana de despliegue de la inteligencia artificial en que nos encontramos, sus aplicaciones reconfiguran las actividades existentes, pero su impacto en la creación de nuevos espacios de valorización aún es limitado. Como ha sucedido con otras tecnologías transversales en la historia del capitalismo, es probable que su impacto en la creación de nuevas ramas industriales y nuevos espacios de valorización tome tiempo en llegar y venga con sus aplicaciones más “maduras”.

La forma específica en que se usa la inteligencia artificial difiere entre industrias. McKinsey & Company presenta la información sobre adopción de la inteligencia artificial por industria de dos maneras: 1) según las capacidades de inteligencia artificial [*AI capabilities*] usadas y 2) según la función en la que se implementa la inteligencia artificial.⁶⁸ En el anexo de cuadros al final de este capítulo se incluyen los cuadros 2.1 y 2.2, donde se muestra el porcentaje de

⁶⁶ “Las empresas están aplicando la nueva tecnología digital [la inteligencia artificial] principalmente para mejorar sus negocios existentes” “Firms are mainly applying the new digital technology to improve their existing business(es)” (Brock y von Wangenheim, 2019: 125).

⁶⁷ “Los proyectos de transformación digital en los cuales se implementa la inteligencia artificial en su mayoría son en apoyo de las actividades existentes de las empresas, lo que desmistifica algunas de las afirmaciones transformadoras formuladas sobre la inteligencia artificial” [“The digital transformation projects in which AI is deployed are mostly in support of firms’ existing businesses, thereby demystifying some of the transformative claims made about AI”] (Brock y von Wangenheim, 2019: 110).

⁶⁸ Hasta donde conocemos, el informe de McKinsey & Company es el único que presenta este tipo de información por industria. Tomo la información sobre la función en que se implementa la inteligencia artificial por industria de *AI Index* (Perrault *et al.*, 2019), cuya fuente es McKinsey & Company.

adopción de las distintas capacidades de inteligencia artificial por industria y las funciones en que se implementa la inteligencia artificial por industria, respectivamente.

Los resultados de la encuesta de McKinsey & Company ponen de relieve cuatro cuestiones generales:

- a. No hay usos indiferenciados de la inteligencia artificial;
- b. La adecuación entre medios y fines es fundamental;
- c. Las empresas usan las capacidades de inteligencia artificial que mejor se adecuan a sus procesos;
- d. Las funciones en las cuales adoptan con mayor intensidad esta tecnología dependen del carácter de la actividad que desempeñan.

Por ejemplo, el uso de procesos de automatización mediante robótica es más importante en las actividades industriales (en la industria automotriz o en la producción de bienes de consumo inmediato), mientras que otras capacidades de inteligencia artificial como la generación y comprensión de lenguaje natural son usadas con mayor amplitud en actividades de servicios como las telecomunicaciones, los servicios financieros o el comercio minorista, donde la interacción directa con los clientes es parte fundamental del negocio y su automatización resulta más atractiva. Asimismo, el uso de la inteligencia artificial en funciones de manufactura es más común en la industria automotriz y en la farmacéutica, mientras que su uso para la gestión y prevención de riesgos es más amplio en los servicios financieros. La adopción rentable de la inteligencia artificial depende, por tanto, de que las empresas implementen la capacidad adecuada en una función pertinente.

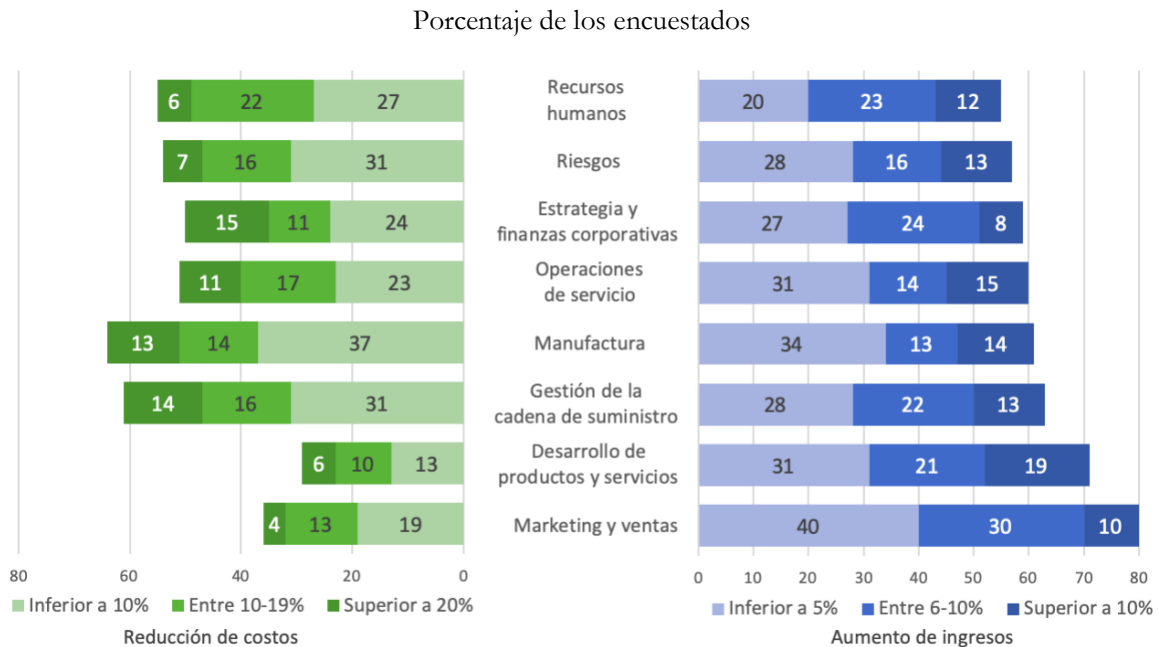
1.3. *¿Cuán rentable resulta la adopción de la inteligencia artificial?*

En el modo de producción capitalista, la implementación de las nuevas tecnologías no depende fundamentalmente de que permitan producir valores de uso de calidad superior o de que potencien la productividad del trabajo, sino básicamente de las posibilidades de su implementación rentable y de que al abaratar las mercancías permitan imponerse en la competencia sobre sus concurrentes.⁶⁹ Por tanto, un tema fundamental en la definición de la

⁶⁹ “Para el capital [...] el uso de la máquina está limitado por *la diferencia que existe entre el valor de la misma y el valor de la fuerza de trabajo que reemplaza*” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 478).

trayectoria de adopción de la inteligencia artificial es ¿cuán rentable resulta en realidad el uso esta tecnología? ¿cuáles son los resultados de su implementación?⁷⁰

Gráfica 2.3. Disminución de costos y aumento de ingresos a partir de la adopción de la inteligencia artificial en distintas funciones. 2019



Fuente: McKinsey & Company (2019, p. 3).

Tanto el informe de McKinsey & Company como el de MIT Sloan Management Review y Boston Consulting Group coinciden en que la inteligencia artificial genera resultados para la mayoría de las empresas que la implementan, sea en un aumento de los ingresos o en una reducción de los costos en las funciones donde es usada. De acuerdo con McKinsey & Company (2019), 63% de los encuestados reportan aumentos en los ingresos en las funciones donde han implementado la inteligencia artificial y 44% reportan una reducción de costos a partir de su implementación. Como se observa en la gráfica 2.3, las funciones donde una mayor proporción de empresas registraron un incremento en los ingresos a partir del uso de la inteligencia artificial son marketing y ventas (80% de las empresas encuestadas), desarrollo de productos y servicios (71%)

⁷⁰ Brock y von Wangenheim (2019: 125), como administradores de empresas, lo plantean de la siguiente manera: “la inteligencia artificial, al igual que otras tecnologías, no se trata en última instancia de la tecnología misma, sino de oportunidades y capacidades de negocios” [“AI, just as other technologies, is ultimately not about technology [itself] but business opportunities and capabilities”].

y gestión de la cadena de suministro (63%). Las funciones donde un mayor porcentaje de empresas encuestadas reportaron una disminución de costos fueron la manufactura (64%), la gestión de cadena de suministro (61%) y recursos humanos (55%).

No obstante, aunque la inteligencia artificial genera resultados para las empresas que la implementan, en la mayoría de los casos dichos resultados son limitados. Aunque más de la mitad de las empresas encuestadas por estas consultoras afirma que ya usa la inteligencia artificial en al menos un producto o área de negocios, los beneficios financieros que consiguen a partir de su implementación son reducidos. Según McKinsey & Company, sólo una pequeña proporción de las empresas encuestadas está generando nuevos ingresos o una reducción de costos muy significativa a partir del uso de la inteligencia artificial.⁷¹ Por otra parte, el informe elaborado conjuntamente por MIT Sloan Management Review y Boston Consulting Group indica que únicamente 11% de las empresas que implementan la inteligencia artificial afirman generar “beneficios financieros significativos” a partir de su uso.⁷² Ambos informes coinciden en que el uso altamente rentable de la inteligencia artificial no está limitado a industrias específicas.⁷³

Esta dificultad para generalizar el uso rentable de la inteligencia artificial ha sido interpretada simplemente como una muestra de las dificultades para la adopción masiva de esta

⁷¹ “Los resultados también muestran que una pequeña parte de las empresas –de diversos sectores– están obteniendo resultados de negocios muy grandes a partir de la inteligencia artificial” [“The results also show that a small share of companies—from a variety of sectors—are attaining outsize business results from AI”] (McKinsey & Company, 2019, p. 2).

⁷² En este informe se estableció un umbral para definir qué se entiende por “beneficios financieros significativos” que varía según el tamaño de la empresa u organización. Para las mayores organizaciones de la muestra, con ingresos superiores a los 10 mil millones de dólares, el umbral de los “beneficios financieros significativos” se fijó en 100 millones de dólares en nuevos ingresos y/o reducción de costos anuales a partir del uso de la inteligencia artificial. Para organizaciones con ingresos entre 500 millones de dólares y 10 mil millones de dólares, el umbral fue de 20 millones de dólares; para organizaciones con ingresos entre 100 millones y 500 millones, el umbral fue de 10 millones; para organizaciones con ingresos inferiores a 100 millones, el umbral fue de 5 millones de dólares.

⁷³ “Aunque poco comunes, estos éxitos no se limitan a una sola industria ni están disponibles únicamente para los nativos digitales” [“Although rare, these successes aren’t confined to a single industry or available only to digital natives”] (Ransbotham *et al.*, 2020, p. 13).

tecnología (véase, por ejemplo, Knight, 2020b). Las exiguas ganancias que registran la mayoría de las empresas tras la adopción de la inteligencia artificial pueden ser, en efecto, un obstáculo para su generalización. No obstante, desde la perspectiva de la competencia intercapitalista, el hecho de que la alta rentabilidad resultante de la adopción de los sistemas de inteligencia artificial esté reservada a un puñado de empresas puede servir como una poderosa palanca para la centralización del capital, a favor de los capitales que se ubican en la vanguardia de la adopción de esta tecnología y que se apropian de ganancias extraordinarias a partir de su uso. Aún no está definida la trayectoria que seguirá la adopción de la inteligencia artificial y cuál será su impacto en la concentración y centralización del capital. En buena medida, dependerá de cuán amplia sea la brecha que separa a las empresas que la han implementado de forma rentable y aquellas que no la usan o que la han incorporado en sus procesos, pero con resultados limitados; es decir, de cuánto más productivas o competitivas se vuelvan las empresas respecto de sus concurrentes a partir del uso de esta tecnología.

Según los datos presentados por las consultoras cuyos informes citamos, las notables diferencias en los resultados obtenidos por las empresas a partir de la incorporación de los sistemas de inteligencia artificial en términos de ahorros e ingresos guardan una estrecha correlación con la amplitud e intensidad de su uso.⁷⁴ Según McKinsey & Company, las empresas que registraron un mayor incremento de los ingresos o una disminución más acentuada de los costos a partir del uso de la inteligencia artificial —a las que caracteriza como *AI high-performers*— la usan en promedio de 11 maneras distintas al interior de la organización; el resto de las empresas, que obtienen resultados financieros exiguos de la adopción de esta tecnología, registraron 3 usos en promedio. Las empresas que se ubican a la vanguardia de la

⁷⁴ El informe de MIT Sloan Management Review y Boston Consulting Group es insistente al señalar que las empresas más “exitosas” en la implementación de la inteligencia artificial son aquellas que la incorporan como parte de una estrategia integral, no como una aplicación aislada en un área específica. Brock y von Wangenheim (2019) también apuntan que el “éxito” en la adopción de la inteligencia artificial radica en medida importante que la existencia de una “estrategia integral de transformación digital” por parte de la empresa.

implementación de la inteligencia artificial y la usan de manera más amplia e intensa obtienen una mayor rentabilidad a partir de su uso.⁷⁵

Considerando la correlación positiva existente entre la amplitud de la adopción de la inteligencia artificial y la magnitud de las ganancias resultantes de su uso, es probable que la pugna competitiva lleve a que las empresas líderes –aquellas con mayor capacidad financiera y organizativa para adquirir la tecnología y adaptarla a sus procesos– aceleren la carrera por su implementación en busca de apropiarse de ganancias extraordinarias y de posicionarse a la vanguardia de esta tecnología, mientras la mayoría de los capitales quedan rezagados. Esto llevaría a una ampliación de la brecha de productividad y competitividad que separa a las empresas que se ubican en la vanguardia tecnológica respecto de las que usan tecnologías atrasadas.

1.4. Condiciones que dificultan la adopción de la inteligencia artificial e inciden en la competencia intercapitalista

Además de los exiguos resultados en términos de aumento en los ingresos y reducción de los costos tras la implementación de la inteligencia artificial para la mayoría de las empresas, existen otras condiciones que dificultan o ralentizan su adopción generalizada, entre los que destacan: 1) la calidad y extensión de las infraestructuras digitales preexistentes y el nivel de avance de la digitalización; 2) la limitada capacidad de extracción y disponibilidad de datos por la mayoría de las empresas; 3) la escasez de trabajadores altamente calificados.⁷⁶ Estas dificultades a las que se enfrentan las empresas para implementar la inteligencia artificial pueden ser decisivas en la competencia intercapitalista; es probable que conduzcan a una mayor centralización del capital, en tanto las empresas que cuentan con las mejores condiciones para competir crean asimetrías insalvables para buena parte de las empresas concurrentes.

⁷⁵ Lo contrario también es cierto: en la competencia, el impacto de la inteligencia artificial –una tecnología a la vez genérica y de vanguardia– en la rentabilidad de la mayoría de las empresas es limitado porque su uso es limitado.

⁷⁶ En el capítulo IV se exploran algunos de estos elementos como causas del rezago y la dependencia tecnológica en América Latina en lo que respecta a la inteligencia artificial.

La inteligencia artificial es la aplicación cumbre del paradigma tecnológico electroinformático, lo desarrolla y redefine sus límites. En consecuencia, puesto que tiene como base material a la electrónica y la informática, su implementación está condicionada por la calidad y extensión de las infraestructuras digitales, así como por el nivel de avance de la digitalización en las empresas y en el conjunto de las sociedades. Las aplicaciones de la inteligencia artificial serán atrasadas, se implementarán con rezago o de manera fragmentaria ahí donde la penetración de las tecnologías digitales en los procesos de las empresas sea baja, donde el acceso de la población a internet sea limitado, donde la conexión a internet sea lenta, etc. En regiones como América Latina, el rezago en infraestructuras, la brecha de acceso a las tecnologías digitales, entre otros factores, representarán trabas para el uso de la inteligencia artificial y retardantes para su generalización.

Estrechamente relacionado con la profundidad de la digitalización de las empresas y en el conjunto de las sociedades está la capacidad de extracción y procesamiento de datos. Como señalamos en el capítulo I los datos digitales son una condición de posibilidad del despegue reciente de la inteligencia artificial. Además, por los efectos de red, los datos son un elemento decisivo en la tendencia a la concentración y centralización en el capitalismo contemporáneo. La inteligencia artificial funciona a partir del procesamiento de información sobre el mundo físico y virtual codificada en forma de datos digitales. Mientras las empresas dispongan de un mayor volumen de datos, más variados, a mayor velocidad y de mayor calidad, el funcionamiento de sus sistemas de inteligencia artificial será mejor y podrán tener ventajas de productividad y competitividad sobre sus concurrentes. La reducida capacidad de extracción de datos por la mayoría de las empresas, por un lado, y el control de la extracción y apropiación masiva de datos por unas pocas empresas, por el otro, constituyen un punto de partida altamente heterogéneo y desigual para la implementación de la inteligencia artificial, que condicionará de manera importante las posibles trayectorias de la competencia.

Disponer de volúmenes masivos de datos es importante para la implementación de los sistemas de inteligencia artificial, pero no es suficiente. Otro factor que puede dificultar la adopción de la inteligencia artificial es la forma en que las empresas gestionan sus datos. Según Brock y von Wangenheim (2019), la gestión integrada de los datos es una de las diferencias más pronunciadas entre las empresas líderes en la implementación de la inteligencia artificial y las

rezagadas.⁷⁷ La gestión integrada de datos digitales se refiere a la capacidad para extraer y organizar los datos de los clientes y de la propia empresa –en todos sus procesos: desde las compras, la administración y la producción hasta las ventas– de manera unificada, evitando los formatos de datos incompatibles y que la información esté compartimentada en “silos”. La gestión integrada de datos exige una reestructuración tecnológica y organizativa. Algunas corporaciones gigantes podrán implementar mecanismos propios de gestión integrada de datos. No obstante, ante la dificultad de hacerlo ellas mismas, la mayoría de las empresas recurrirán a los servicios de computación en la nube para la gestión, almacenamiento, procesamiento, etc., de sus datos para poner en marcha sus sistemas de inteligencia artificial. Esto fortalecerá a las empresas de cómputo en la nube –en Occidente, las empresas dominantes son Amazon, Microsoft y Google– como proveedoras de las infraestructuras básicas de la inteligencia artificial.

Por último, una tercera dificultad crítica a la que se enfrentan las empresas en la implementación de la inteligencia artificial es la escasez de ingenieros altamente calificados, que dominen las complejas técnicas necesarias para la puesta en funcionamiento de esta tecnología.⁷⁸ De acuerdo con el *Global AI Talent Report 2020* (JF Gagne, 2020), el número de profesionales especializados en inteligencia artificial a nivel mundial es de apenas 478 mil personas. En este contexto, el control de la fuerza de trabajo altamente calificada es un elemento de superioridad de los capitales y deviene un elemento estratégico en la competencia intercapitalista. Al tener esto en consideración se entienden en su complejidad las implicaciones de la broma común en la industria de las tecnologías digitales según la cual Google contrata a los ingenieros graduados

⁷⁷ “Nuestro análisis de los líderes en la transformación digital mostró que las prácticas de gestión integrada de datos separan a los líderes de los rezagados de manera significativa y amplia” [“Our DX [digital transformation] leader analysis showed that integrated data management practices [...] separate the leaders from the laggards significantly and strongly”] (Brock y von Wangenheim, 2019: 124).

⁷⁸ “Como reflejo de la importancia de las capacidades digitales, el principal reto para todas las empresas es la falta de personal calificado y de conocimiento en las tecnologías digitales, lo que fue mencionado como un reto para la implementación por más de la mitad de las empresas” [“Reflecting the importance of digital skills, the main challenge for all firms is lack of skilled staff and knowledge in digital technologies, which was mentioned as an implementation challenge by more than half of the firms combined”] (Brock y von Wangenheim, 2019: 119).

de las mejores universidades del mundo, aunque no los necesite, sólo para negárselos a sus competidores.⁷⁹

1.5. *Impacto sobre el empleo*

Para concluir con esta revisión de las características del uso actual de la inteligencia artificial, señalemos brevemente la información disponible sobre su impacto observado en el empleo.

Uno de los temas que generan mayor debate y preocupación en torno a los sistemas de inteligencia artificial es la magnitud del impacto de su implementación sobre el empleo. En un documento ampliamente citado, Carl Benedikt Frey y Michael Osborne (2013) estimaron que la automatización por el uso de sistemas computacionales complejos amenazaría 47% de los empleos en Estados Unidos en las próximas décadas. Autores como Manuel Trajtenberg (2018) incluso hacen un llamado enfático para llevar a cabo cambios institucionales que permitan suavizar los efectos negativos del previsible desempleo masivo que vendrá de la mano con la generalización del uso de los sistemas de inteligencia artificial.⁸⁰

Aún no existen estadísticas ni estimaciones consistentes a nivel nacional o regional que midan el impacto observado de la inteligencia artificial sobre el empleo, lo que dificulta su evaluación. Al igual que para conocer su nivel de adopción, la mejor información disponible de manera pública son los informes elaborados por consultoras, en particular el de McKinsey &

⁷⁹ “La competencia para contratar a los recién graduados en el área es feroz y Google se esfuerza por mantener su liderazgo inicial; durante años, la broma en la academia era que Google contrataba a los mejores estudiantes incluso cuando no los necesita, sólo para negárselos a la competencia” [“The competition to hire recent graduates in the field is fierce, and Google tries hard to maintain its early lead; for years, the joke in academia was that Google hires top students even when it doesn’t need them, just to deny them to the competition” (Levy, 2016).

⁸⁰ Trajtenberg señala que “la inteligencia artificial tiene el potencial para reemplazar una gama muy amplia de ocupaciones humanas. Muchos argumentaron enérgicamente que no hay ocupaciones que no puedan ser eventualmente sustituidas por inteligencia artificial, y la gran mayoría de las ocupaciones actuales desaparecerán de hecho dentro de una generación” “AI [...] has the potential to replace a very wide swatch of human occupations. Many argued forcefully that there are no occupations that cannot be eventually replaced by AI, and that the vast majority of present occupations will indeed vanish within a generation” (2018: 3-4).

Company, que pregunta explícitamente por el empleo.⁸¹ Aunque partimos de la información presentada por McKinsey, conviene hacer una precisión. La encuesta de McKinsey pregunta a las empresas por la variación en su número de empleados tras la adopción de la inteligencia artificial. No obstante, es probable que el impacto de la inteligencia artificial sobre el empleo no se dé únicamente de manera *directa* en las empresas que la implementan, sino también –y sobre todo– de manera *indirecta*, en aquellas que no la usan y que son orilladas a la quiebra como resultado de su menor productividad o competitividad en la concurrencia. Por tanto, podría ocurrir un aumento en el desempleo en distintas escalas, sin que ello se refleje necesariamente en una reducción de la fuerza laboral empleada por las grandes empresas encuestadas por McKinsey & Company.

En la etapa temprana de despliegue de la inteligencia artificial en que nos encontramos, su impacto directo sobre el empleo en las empresas que ya la implementaron en sus procesos aún es limitado. Según McKinsey & Company (2019), sólo 5% de las empresas encuestadas reportaron un incremento o decremento superior a 10% en su plantilla laboral a partir del uso de la inteligencia artificial. En contraste, más de una tercera parte de las empresas no reportaron variaciones en su número de trabajadores o estas fueron inferiores a 3%. No obstante, la situación podría cambiar en el corto plazo: 34% de los encuestados que usan inteligencia artificial esperan reducir su número de empleados, frente a 21% que espera incrementarlo; en ambos casos, la variación esperada se ubica entre 3% y 10%. Otro 28% de las empresas encuestadas prevé que la adopción de la inteligencia artificial tendrá un impacto inferior a 3% en su número de empleados. El grado en que la implementación de la inteligencia artificial conducirá a una reducción o aumento en el empleo difiere entre industrias. Entre las industrias más proclives a una reducción significativa en su número de trabajadores al adoptar esta tecnología están la automotriz, transporte y logística, y telecomunicaciones.

Además del desempleo, el uso de inteligencia artificial traerá consigo un cambio en las actividades que llevan a cabo los trabajadores. Como sucede con los cambios tecnológicos de gran calado, la inteligencia artificial tendrá un efecto dual sobre la fuerza de trabajo: por una parte, conducirá a una amplia descalificación y desvalorización al automatizar las actividades y

⁸¹ La información presentada por McKinsey & Company sobre cambios en el empleo no se desagrega por país ni por región.

operaciones que lleva a cabo; por otra, los nuevos avances tecnológicos exigirán –en menor proporción– una fuerza de trabajo altamente especializada capaz de gestionarlos y hacerlos avanzar. De ahí la prioridad otorgada por académicos, organismos internacionales y consultoras a la recalificación de los trabajadores. La magnitud y particularidades de ese cambio también serán diferentes entre industrias.

Al igual que en el caso de la adopción interregional, para evaluar con mayor profundidad y detalle el impacto de la inteligencia artificial sobre el empleo será necesario esperar a la realización de encuestas de mayor alcance.

2. ¿Cómo impacta la inteligencia artificial en el proceso de reproducción del capital?

A partir de la información presentada sobre la manera en que los grandes capitales usan actualmente la inteligencia artificial, es posible esbozar las maneras en que la implementación de esta tecnología incide en el proceso de reproducción del capital y cuáles son sus impactos.

Propongo que se considere el impacto de la inteligencia artificial en la reproducción social en cinco ámbitos: 1) el proceso de producción inmediato; 2) el proceso de circulación de las mercancías; 3) en los servicios y servicios financieros; 4) en la organización de los procesos de trabajo –con independencia de si se ocupan de la producción o de la circulación–; 5) en el consumo.

A pesar de que las fronteras entre uno y otros ámbitos en ocasiones pueden resultar arbitrarias, la división propuesta nos parece útil para considerar a la inteligencia artificial en sus impactos diferenciados sobre la reproducción social, no como un todo homogéneo. Examinemos brevemente cada uno de estos.

2.1. Impacto en el proceso de producción inmediato

La inteligencia artificial incide de tres maneras principales en el proceso de producción inmediato. Primero, con su incorporación en la robótica industrial,⁸² conocida como *AI-led*

⁸² Según McKinsey & Company (2019), la manufactura es la cuarta función donde el uso de la inteligencia artificial es más amplio en promedio para todas las industrias. En industrias como la automotriz, 53% de

manufacturing, que potencia y actualiza la manufactura asistida por computadora (CAM, *computer-aided manufacturing*), una de las aplicaciones más potentes y revolucionarias del paradigma tecnológico electroinformático (Ceceña, Palma y Amador, 1995). La incorporación de la inteligencia artificial en la manufactura brinda a los sistemas robóticos mayores capacidades de autorregulación y flexibilidad; asimismo, les añade capacidad de adaptación ante circunstancias cambiantes y de mejora autónoma en su funcionamiento. Esto eleva la productividad, abre la puerta a la automatización de más procesos y permite mayor precisión para llevar a cabo procesos industriales complejos.

En segundo lugar, y de manera análoga a lo que sucede con las tecnologías CAM, la inteligencia artificial potencia las capacidades en el diseño asistido por computadora (CAD, *computer-aided design*).⁸³ Su aplicación en el diseño industrial optimiza la creación y adaptación de las mercancías. Disminuye el tiempo de concepción de nuevas mercancías, de mejoras en las mercancías existentes o de experimentación con nuevos materiales; perfecciona las simulaciones de desempeño; y permite la fabricación de prototipos de mayor calidad en menos tiempo. La inteligencia artificial estrecha y acelera el vínculo entre diseño y producción.

En tercer lugar, las corporaciones esperan que las vastas series de datos resultantes de la vigilancia permanente del comportamiento, las prácticas, las preferencias, etc., de las personas a través de las tecnologías digitales sirvan como base para inventar nuevas mercancías al identificar espacios de la vida social susceptibles de ser mercantilizados y crear nuevas necesidades. El diseño asistido por inteligencia artificial aceleraría este proceso. Esta ampliación en el universo de las mercancías crearía nuevos espacios y posibilidades para la valorización.

En su conjunción, la manufactura y el diseño que incorporan inteligencia artificial conducen a una amplia elevación de la productividad. Aplicada a la producción inmediata, la

los encuestados por McKinsey afirmaron usar inteligencia artificial en la manufactura; en la industria farmacéutica, 41% la usa en esta función.

⁸³ El desarrollo de productos y servicios es la segunda función donde el uso de la inteligencia artificial es más amplio en promedio para todas las industrias (McKinsey & Company, 2019). En las industrias vinculadas con la producción inmediata, 43% de las empresas encuestadas en la industria automotriz afirmaron usar inteligencia artificial para el desarrollo de nuevos productos; en la industria farmacéutica, 41% la usa en esta función.

inteligencia artificial podría conducir a una disminución del precio de los elementos del capital constante; a la producción de plusvalor extraordinario y la apropiación de ganancias extraordinarias por los capitales que incorporan primero esta tecnología; a la producción de plusvalor relativo mediante la reducción del valor de la fuerza de trabajo; a la expansión de las fronteras de la valorización al crear nuevas ramas industriales, lo que abriría nuevos espacios para la inversión rentable de los capitales excedentes y podría contribuir a atenuar la sobreacumulación de capital.

Aun cuando hay aplicaciones prometedoras y grandes expectativas en torno al uso de la inteligencia artificial en la producción, como hemos señalado existen obstáculos significativos para su generalización rentable.

2.2. *Impacto en el proceso de circulación*

Al considerar cómo se usa la inteligencia artificial en el proceso de circulación de las mercancías es importante distinguir dos aspectos: su uso en la compra-venta y en el transporte y almacenamiento de las mercancías.⁸⁴

Probablemente el uso más discutido de la inteligencia artificial es la oferta de publicidad personalizada.⁸⁵ A partir de la vigilancia constante y al detalle de los comportamientos, preferencias y hábitos de compra de las personas, grandes plataformas digitales como Google, Facebook o Amazon extraen datos que procesan mediante técnicas de aprendizaje automático para ofrecer a los usuarios publicidad hecha a la medida (Zuboff, 2019). Otro uso destacado de la inteligencia artificial en la venta de mercancías es el algoritmo de “envío anticipatorio” (*anticipatory shipping*) patentado por Amazon, que realiza automáticamente el envío de las mercancías aun antes que los usuarios den clic en *comprar* en su sitio web (Bensinger, 2014).

⁸⁴ No consideraremos en este momento las especificidades del transporte y el almacenamiento como partes del trabajo productivo. Al respecto, pueden verse las consideraciones hechas por Ernest Mandel (2005, p. 125).

⁸⁵ Marketing y ventas es la tercera función donde el uso de la inteligencia artificial es más amplio entre las empresas encuestadas por McKinsey & Company. Entre las industrias que usan con mayor amplitud la inteligencia artificial en esta función se encuentran los servicios financieros (43% de las empresas encuestadas), alta tecnología (37%) y comercio minorista (36%).

Además de la oferta de publicidad personalizada y el envío anticipatorio, otra forma común en que se usa la inteligencia artificial en el proceso de venta de mercancías son los *chatbots* (bots conversacionales) para la atención a los compradores. Cada vez más, los *chatbots* sustituyen a los humanos en los centros de venta y de atención a clientes.

La inteligencia artificial también se usa profusamente en funciones de transporte, logística y gestión de la cadena de suministro.⁸⁶ Tomemos como ejemplo, de nueva cuenta, al sistema de envío anticipatorio de Amazon: predecir qué van a comprar sus clientes permitiría a las empresas de comercio minorista anticipar sus propias compras y ventas, así como hacerlas en la justa medida para reducir inventarios y costos. Por supuesto, esto no aplica únicamente a las empresas de comercio minorista; también las empresas transnacionales se beneficiarían enormemente de una organización optimizada de las cadenas de suministro por medio de la inteligencia artificial al reducir sus costos de transporte, almacenamiento y logística. El uso de la inteligencia artificial en estas áreas permitiría tener conocimiento detallado y en tiempo real sobre lo que sucede en todas las fases del aprovisionamiento y realizar ajustes automáticos de manera simultánea en caso de ser necesario. La gestión de la cadena de suministro mejorada con inteligencia artificial también beneficiaría a los ejércitos, especialmente al estadounidense, al reducir los costos de sus operaciones (The Economist, 2018b).

El uso de la inteligencia artificial en esta esfera contribuye a acelerar el tiempo de circulación de las mercancías, reducir los costos de circulación, abaratar los costos del capital constante circulante (al optimizar el manejo de stocks), así como a facilitar la realización de las mercancías (con la publicidad). Asimismo, facilita la sucesión ininterrumpida de la reproducción del capital y mejoras en su organización. Estos impactos de la inteligencia artificial son de enorme relevancia para el proceso de acumulación de capital, pues conducen a reducir el tiempo y el capital invertidos en la esfera de la circulación, que, aunque no produce plusvalor, es una mediación inevitable para la valorización.

⁸⁶ Según la encuesta que hemos citado repetidamente, la gestión de la cadena de suministro es la quinta función donde el uso de la inteligencia artificial es más amplio. Las industrias donde el uso de la inteligencia artificial en esta función es más común son comercio minorista (34%) y transporte y logística (31%).

2.3. *Impacto en los servicios⁸⁷ y servicios financieros*

Al tratar sobre la incorporación de los sistemas de inteligencia artificial en los servicios financieros y seguros, se suele enfatizar su uso por las aseguradoras y los bancos en la prevención de riesgos⁸⁸ para evaluar de manera automatizada si se debe otorgar o no un préstamo o una prima de seguros a una determinada persona según su historial crediticio, el lugar donde vive, su actividad en redes sociales, entre otras. También se suele llamar la atención sobre que los sistemas de inteligencia artificial tienden a reproducir sesgos raciales, de género o etarios al definir autónomamente el otorgamiento de dicho préstamo o prima (Varian, 2018a). No obstante, la implementación de la inteligencia artificial en los servicios financieros tiene consecuencias mucho más significativas.

Debido a su importancia y a las grandes sumas de dinero que maneja, el sector financiero comúnmente ha adoptado de manera temprana las nuevas tecnologías, como sucede actualmente con los avances en inteligencia artificial. Según *The Economist* (2019d), en septiembre de 2019 el monto de activos financieros que cotizan en bolsa gestionados por sistemas computacionales –la mayoría de ellos con inteligencia artificial– superó por primera vez el monto de activos financieros gestionados por humanos en Estados Unidos. Se prevé que la importancia de la gestión algorítmica de activos financieros seguirá aumentando.

Según los defensores del uso de la inteligencia artificial en las finanzas, su incorporación reduce drásticamente el costo de las transacciones, lo que se traduce en mayor liquidez en los mercados financieros; asimismo, afirman que el uso de estas tecnologías genera una asignación más eficiente del dinero y mayores rendimientos para los inversionistas. Sin embargo, la penetración de estas tecnologías en las finanzas plantea múltiples dificultades: la reducción del control humano en un sector de suyo muy inestable, la posibilidad de que la volatilidad financiera

⁸⁷ Uso el término de “sector servicios” en aras de facilitar la exposición. Para una crítica de este impreciso término, véase [Dowbor \(1999\)](#) y [Mandel \(1979, 2005\)](#). Como resulta obvio, excluyo al comercio, al transporte y al almacenamiento, pues recién fueron tratados.

⁸⁸ La gestión y prevención de riesgos es la sexta función donde el uso de la inteligencia artificial es más amplio (McKinsey & Company, 2019). Las industrias donde más empresas usan la inteligencia artificial para esa función son los servicios financieros (42%) y las telecomunicaciones (30%).

sea mayor y más acelerada, la posibilidad de que dé lugar a una distribución de la riqueza aún más desigual, entre otros.

En otros servicios, la inteligencia artificial profundiza la automatización de tareas que ya venían tecnificándose durante décadas, pero que aún eran desempeñadas por humanos (la atención a usuarios, los servicios contables, etc.). En su obra *El capitalismo tardío* (1979), Ernest Mandel relata cómo las otrora profesiones independientes (médicos, abogados, etc.) pasaron a la esfera del trabajo asalariado como parte de la tendencia del capital por ampliar los espacios de la valorización incorporando a las actividades que no estaban directamente subordinadas a una relación capitalista. Actualmente, esos servicios están siendo colonizados por la inteligencia artificial. Tomemos como ejemplo a los servicios de cuidado de la salud.

Las mayores empresas tecnológicas estadounidenses –Alphabet, Amazon y Apple– tienen cuantiosas inversiones en este sector. Alphabet afirma que puede vender sus capacidades de inteligencia artificial a los hospitales para detectar tumores malignos con mayor precisión que los mejores médicos y para predecir las posibles muertes de pacientes dos días antes que con los métodos actualmente existentes, lo que daría a los médicos mayores posibilidades para intervenir y salvar la vida de los enfermos. Además de vender sus servicios a hospitales, los gigantes de las tecnologías digitales planean ofrecer directamente aplicaciones de inteligencia artificial para el cuidado de la salud a sus usuarios: desde relojes que utilizan algoritmos de aprendizaje automático para monitorear la salud de quien los usa hasta la producción de robots para hacer cirugías, pasando por el diseño de dietas personalizadas para personas con diabetes y el desarrollo de algoritmos que ubiquen patrones de personas con depresión y ayuden a evitar suicidios (The Economist, 2018a). El uso de la inteligencia artificial en el cuidado de la salud trae consigo la posibilidad de hacer frente de manera pronta y eficiente a enfermedades y de tratar de mejor forma padecimientos complejos; al mismo tiempo, su uso en el marco de la sociedad capitalista profundizará la mercantilización de la salud y tenderá a reforzar las prácticas de privatización y exclusión.

Las implicaciones de la colonización de los servicios por la inteligencia artificial son diversas. Entre las más destacadas podemos mencionar la apertura de nuevos espacios para la apropiación de ganancias; la reducción de costos en las actividades improductivas; una mayor centralización del capital en las empresas que están a la vanguardia de las capacidades en

inteligencia artificial; y una reducción del valor de la fuerza de trabajo mediante el abaratamiento de servicios –como el cuidado de la salud– que forman parte de los medios de subsistencia de la clase trabajadora.

2.4. *Impacto en la organización del proceso de trabajo de los capitales y organizaciones*

Además del perfeccionamiento en los medios de trabajo, la revolución en las condiciones de reproducción está estrechamente relacionada con los cambios en la organización del proceso de trabajo. En ese sentido, la inteligencia artificial contribuye de manera decisiva a volver más eficientes los procesos al reorganizarlos, sea en la producción, en los servicios o en actividades como la administración pública. De hecho, según la encuesta de McKinsey & Company (2019), actualmente el uso más extendido de la inteligencia artificial en todas las industrias está en la reorganización de las operaciones internas de las empresas.⁸⁹ La inteligencia artificial se usa, entre muchas otras, para la gestión automatizada de los “recursos humanos”; la evaluación cronométrica de la eficiencia de los trabajadores en la realización de sus labores –por ejemplo, una empresa llamada Veriato registra el número de golpes de tecla por minuto que los empleados hacen en sus computadoras–; el monitoreo de las comunicaciones con sus compañeros de trabajo para identificar cuán buenas o malas son sus relaciones; y para el rastreo de los movimientos de los trabajadores por los edificios –que incluye vigilar cuánto tiempo tardan en el baño, en alimentarse, etc. El uso de la inteligencia artificial en “edificios inteligentes” también permite a las empresas generar ahorros significativos en costos como la energía eléctrica: empresas como Siemens están desarrollando aplicaciones para regular la calefacción o la iluminación disponible en las oficinas mediante el uso de sensores, cámaras y técnicas de aprendizaje automático; se estima que estas aplicaciones pueden generar ahorros de hasta 38% en el consumo de energía (The Economist, 2019b).

⁸⁹ En industrias como la de telecomunicaciones, el uso de la inteligencia artificial para reorganizar las operaciones es usado por 74% de las empresas encuestadas por McKinsey. Otras funciones relacionadas con la organización interna de las empresas donde se usa la inteligencia artificial son la gestión de recursos humanos (séptima en importancia) y la estrategia corporativa (octava y última en importancia) (Mc Kinsey & Company, 2019).

Consideremos un par de ejemplos adicionales sobre cómo la inteligencia artificial sirve para reorganizar los procesos de trabajo y para ejercer un control y vigilancia extraordinaria sobre los trabajadores.

A partir de la pandemia por el virus SARS-CoV-2, muchos vendedores (de seguros, de portafolios de inversión, de productos suntuarios, entre otros) pasaron a ofrecer sus productos a través de plataformas de videollamadas como Zoom, Meet (Google) o Teams (Microsoft), principalmente en Estados Unidos. Las empresas que contratan a estos vendedores están usando sistemas de inteligencia artificial para monitorear y analizar su desempeño. Un ejemplo es Chorus, un sistema de inteligencia artificial que graba, transcribe y analiza las videollamadas de los vendedores. Chorus avisa a los supervisores cuando los vendedores hablaron mucho, hablaron muy rápido, cometieron fallas u olvidaron agendar una siguiente cita con los clientes. También analiza la voz de los clientes para identificar cuándo están verdaderamente interesados en comprar el producto; si el sistema de inteligencia artificial detecta que no lo están, indica al vendedor que busque la manera de terminar la conversación con prontitud para que no pierda tiempo. Tras haber grabado, transcrito y analizado una multitud de llamadas, Chorus ofrece sugerencias y recomendaciones a los vendedores para que mejoren su registro de ventas del producto o servicio que ofrecen.

Para algunos vendedores, tener a un espía que escucha permanentemente sus conversaciones, las graba y los evalúa puede resultar perturbador. No obstante, según los gerentes de las empresas de ventas, pocas personas se niegan a ser monitoreadas (parece que temen más al desempleo y al hambre que a ser escuchados y evaluados por un sistema de inteligencia artificial). Según afirman los directivos de las empresas de ventas, quienes llegan a plantear objeciones a ser monitoreados con estos sistemas de inteligencia artificial es porque en realidad tenían un desempeño mediocre y son despedidos.⁹⁰ Los gerentes de las empresas manifiestan orgullosos que al aumentar la eficiencia de los vendedores, los sistemas de inteligencia artificial de este tipo han permitido a las empresas reducir su número de empleados mientras mantienen o incluso elevan sus ventas (Knight, 2020a). Estos sistemas de inteligencia

⁹⁰ “Darren Phan, who manages a sales team at Criteria, an HR software company that uses Gong, says in his experience few people object to being monitored. One person who objected to being micromanaged, he notes, was in fact doing a poor job and is no longer with the firm” (Knight, 2020a).

artificial codifican y analizan tanta información que podrían servir de base para llevar mejorar las capacidades de los *chatbots* y, de esa manera, reducir costos al sustituir a más personas en las labores de ventas y atención al cliente.

Otro ejemplo de cómo la inteligencia artificial contribuye a fortalecer y automatizar el “mando despótico del capital” (Marx, t. I, vol. 2, p. 403) lo ofrece la patente solicitada por Amazon para registrar un brazalete que rastrea todos los desplazamientos de los trabajadores en sus almacenes y que da aviso en tiempo real a los supervisores cuando el trabajador está trabajando con lentitud, tardó demasiado tiempo en el baño, etc. Además de registrar el desplazamiento de los trabajadores en el almacén, el brazalete permite monitorear la ubicación, movimientos y velocidad de las manos de los trabajadores respecto de los anaqueles; si el brazalete detecta que el trabajador se está moviendo con lentitud, le ofrece “retroalimentación táctil” mediante vibraciones para incentivarlo a ser más eficiente (Yeginsu, 2018). Si el sistema de inteligencia artificial al que está vinculado el brazalete detecta un comportamiento anómalo por parte de un trabajador, se prenden los focos de alerta. En estos casos, el trabajador puede ser reprendido o despedido (Revell, 2017). El brazalete patentado por Amazon ha demostrado ser un medio muy eficiente para intensificar y acelerar el proceso de embalaje y entrega de las mercancías, pues reduce los tiempos muertos y los “poros” en los cuales el trabajador desperdicia el valioso tiempo del capital. Estos brazaletes se suman a un largo historial de tecnologías de vigilancia y rastreo usadas por Amazon con los trabajadores en sus almacenes.

Otro posible uso de este brazalete es que sirva para registrar y codificar con un nivel de detalle y en una escala sin precedentes los movimientos del brazo y la mano de los trabajadores, con el objetivo de objetivarlos posteriormente en robots mejorados.⁹¹ Las tecnologías subyacentes al brazalete patentado por Amazon podrían ser comercializadas y usadas más allá de los almacenes de esta empresa, en actividades industriales, de servicios, etc., con el objetivo de afianzar el control y de aumentar el ritmo, la productividad y eficiencia.

No conformes con la existencia de este brazalete, algunas empresas incluso han pedido a sus empleados que se implanten un chip intradérmico. No obstante, el discreto encanto de la

⁹¹ Un trabajador entrevistado por Yeginsu (2018) sostuvo que los brazaletes permitirían a la empresa ahorrar tiempo y trabajo; asimismo, afirmó: “quieren convertir a la gente en máquinas” [“They want to turn people into machines”].

burguesía pronto llevará a que no sea necesario que haya molestos brazaletes ni chips intradérmicos. Como nos muestra el caso de la tienda Amazon Go, comentado con anterioridad, para ejercer la vigilancia y el control bastaría con la discreción de cientos de videocámaras, complejos entramados de sensores y centros de procesamiento de datos ocultos a la vista.

Como vemos, aun cuando muchas aplicaciones de la inteligencia artificial no se usan de manera directa e inmediata en la producción, eso no significa que no sirvan como un medio para imponer la tiranía del capital sobre los trabajadores. El uso de la inteligencia artificial para la reorganización del proceso de trabajo representa numerosas ventajas para los capitalistas, entre las que se cuentan el disciplinamiento automatizado de los trabajadores; la elevación de la eficiencia y la productividad; la reducción de los gastos generales de organización y administración del capital; la disminución de la inversión en capital variable al reducir la compra de fuerza de trabajo; la disminución de la inversión en capital variable al simplificar las labores y por tanto descalificar y desvalorizar a la fuerza de trabajo que las realiza. Para los capitales individuales que implementen primero la inteligencia artificial, ello les permitiría ser más productivos y competitivos que sus concurrentes en lo inmediato y apropiarse de mayores ganancias.

2.5. *Impacto en el consumo*

Todos los cambios provocados por la inteligencia artificial en los momentos de la reproducción social a los que hemos hecho referencia inciden de una u otra forma en el consumo, pues éste último momento presupone a la producción, a la circulación, etc. No obstante, el impacto de la inteligencia artificial en el consumo dista de ser simplemente el envés de los momentos referidos y es necesario analizarlo en su especificidad, así sea brevemente.

Mediante el uso de las tecnologías digitales, las corporaciones tienen la posibilidad de vigilar a las personas no sólo en su función de trabajadores, dentro del lugar de trabajo, sino también en sus momentos de consumo. Como numerosos autores han discutido con amplitud, la extracción de datos se vuelve ubicua y permanente: las grandes corporaciones de tecnologías digitales extraen datos de todas las prácticas de las personas, desde sus búsquedas en internet y sus interacciones en redes sociales hasta de sus desplazamientos por la ciudad y sus prácticas domésticas con lo que se conoce como el “internet de las cosas” (todo tipo de objetos que incorporan sensores y están conectados a internet). El uso generalizado de las tecnologías

digitales lleva un paso adelante y reconfigura la conversión tendencial de todo el “tiempo libre” (esto es, del tiempo de no-trabajo) de las personas en tiempo de consumo capitalista. Al ser vigilado y monitoreado, el proceso de consumo se convierte en un proceso de extracción de datos sobre los comportamientos, relaciones y preferencias de las personas.

En este cuadro general en el cual las tecnologías digitales han convertido al proceso de consumo en un proceso de incesante extracción de datos digitales, probablemente lo más novedoso que la inteligencia artificial trae consigo es un proceso dual en el que el consumo simultáneamente *sirve al* mejoramiento de los sistemas de inteligencia artificial y *se sirve de* las mejoras en dichos sistemas; de un lado sirve como espacio de extracción de datos para el permanente “entrenamiento” de los sistemas de inteligencia artificial y del otro lado hace uso de esos sistemas mejorados. Por ejemplo, cada vez que alguien realiza una búsqueda en Google contribuye al mejoramiento del sistema de inteligencia artificial subyacente a su motor de búsquedas; conforme más búsquedas realiza el usuario, Google construye un perfil y le ofrece resultados o publicidad personalizados conforme a sus preferencias observadas en búsquedas previas. Algo similar sucede con Facebook: a partir de los contactos, los perfiles y páginas visitados, los “me gusta”, etc., los sistemas de inteligencia artificial de la plataforma son mejorados y construyen un perfil del usuario para hacerle recomendaciones de nuevos contactos, nuevas páginas por seguir, nuevos lugares por visitar, nuevas mercancías por comprar, según los datos extraídos y procesados sobre sus gustos.

Adicionalmente, el conocimiento detallado del comportamiento, prácticas y preferencias de las personas condiciona los procesos de producción. Por ejemplo, al conocer las características y preferencias de sus consumidores, Netflix produce películas y series que están diseñadas de antemano para agradar a determinado perfil de usuarios –digamos, adolescentes que gustan de las comedias románticas–, lo que le permite reducir costos y convertir a sus series en apuestas seguras. Esto no sucede únicamente en las plataformas de servicios de internet, sino que incluye la producción de mercancías. Empresas manufactureras de todo tipo están comenzando a experimentar con estos métodos de “personalización de la experiencia”, “customización de los productos” y “ofertas a la medida”, como se les conoce en la jerga mercadológica. Esta forma refinada de control teledirigido del consumo hace posible un mejor acoplamiento entre producción y consumo; también contribuye a reducir la incertidumbre en torno a la realización de las mercancías. Así, lo que en el capitalismo contemporáneo aparece

como exacerbación de la individualidad y de la diferencia es en realidad una sofisticada maquinaria de control plenamente automatizado y un moldeo teledirigido de las prácticas sociales revestido de “libertad de elegir”.

Desde el discurso liberal, los cuestionamientos a estas prácticas se centran en la privacidad y en la ciberseguridad de los usuarios. Sin que esos aspectos dejen de ser relevantes, en las discusiones suelen darse por sentado algunos temas esenciales: que ese *servir al* mejoramiento de la inteligencia artificial amplía los espacios de instrumentalización y apropiación privada dominados por el capital; que ese *servirse de* las mejoras no es un proceso autodeterminado sino enajenado, que constituye un ejercicio de relaciones de poder regido por la lógica de la acumulación; que el consumo no es sólo un proceso de disfrute de la riqueza social, sino que contribuye como nunca antes al sometimiento de los sujetos ante los productos de su propia mano e intelecto.

3. Conclusiones

A partir del análisis de la información disponible –limitada pero significativa– sobre la adopción y uso actuales de la inteligencia artificial, identificamos algunas características de suma relevancia que nos permiten perfilar algunas tendencias sobre su potencial desarrollo e impactos.

Aunque la inteligencia artificial tiene enormes potencialidades como una tecnología de propósito general para reconfigurar el proceso de acumulación del capital, el análisis de su adopción actual muestra que ésta no es indiferenciada o uniforme. Por el contrario, probablemente la característica más importante de la adopción de esta tecnología es su heterogeneidad: en cuanto al tamaño de las empresas que la adoptan, en su adopción en distintas industrias, en la intensidad de su uso. La adopción aún incipiente de la inteligencia artificial sigue un patrón jerárquico y asimétrico: está concentrada en las grandes empresas y en las industrias cuyos procesos involucran una mayor complejidad tecnológica.

Otro tema de gran relevancia es el hecho de que la rentabilidad que resulta de la adopción de la inteligencia artificial está estrechamente relacionada con la intensidad de su uso. Por un lado, esto lleva a una creciente competencia entre las empresas por ampliar sus capacidades en inteligencia artificial y apropiarse de las ganancias extraordinarias que resultan de su implementación; por otro, a ampliar la brecha de productividad y competitividad entre empresas

e industrias. Vistas en su unidad, esta carrera por aprovechar las ganancias extraordinarias resultantes de la adopción temprana de la inteligencia artificial y las dificultades existentes para su implementación generalizada y rentable pueden conducir a una centralización de capital y a una polarización tecnológica aún más acentuadas. El resultado de este proceso aún es incierto; no obstante, la mayoría de los procesos y tendencias apuntan a que la inteligencia artificial servirá como una poderosa palanca para la centralización de capital.

Un tema que no es abordado en las encuestas con que hemos trabajado pero que tiene una enorme relevancia es el de la computación en la nube. Como mencionamos en el capítulo I, la computación en la nube es en la actualidad la infraestructura básica del capitalismo digital. Los centros de datos en la nube son el lugar donde se procesan los datos con algoritmos de aprendizaje automático y las empresas de computación en la nube son quienes ofrecen los servicios estandarizados de inteligencia artificial usados por la mayoría de las empresas. Por tanto, si la concentración el uso de la inteligencia artificial es elevada, ésta es aún mayor en el eslabón previo de la cadena: en las empresas que controlan las infraestructuras de cómputo en la nube y el aprovisionamiento de capacidades de inteligencia artificial. En este sentido, deberíamos considerar a las empresas de computación en la nube –principalmente Amazon, Microsoft y Google– entre las mayores beneficiarias de la implementación de la inteligencia artificial.

Por otra parte, hemos analizado el impacto diferenciado de la inteligencia artificial en los distintos ámbitos de la reproducción social subsumida al capital. Tanto en la producción, como en la circulación y el consumo, la inteligencia artificial lleva a un nivel superior procesos como la automatización y la subordinación de la reproducción social al proceso de acumulación del capital. El siguiente capítulo se ocupa de analizar a la inteligencia artificial como parte de las tendencias de desarrollo histórico del modo de producción capitalista.

ANEXO DE CUADROS AL CAPÍTULO II

Cuadro 2.1. Capacidades de inteligencia artificial implementadas por industria. 2019

Porcentaje de adopción por las empresas encuestadas de cada industria de las capacidades

	Automatización de procesos mediante robótica	Visión computarizada	Aprendizaje automático	Comprensión de LN en forma de texto	Agentes virtuales o interfaces conversacionales	Robótica física	Comprensión de LN en forma de habla	Generación de LN	Vehículos autónomos
Alta tecnología	35	33	54	38	35	9	24	22	4
Automotriz	46	42	31	28	17	44	19	18	25
Comercio minorista	21	24	23	34	27	25	18	16	9
Cuidado de la salud	23	32	23	30	20	14	22	16	4
Energía eléctrica y gas natural	26	31	30	9	22	22	8	6	4
Farmacéutica	21	19	15	10	6	31	7	8	5
Infraestructura	20	17	15	10	4	14	5	5	2
Productos em-pacados para el consumidor	17	14	12	13	11	47	7	7	15
Servicios financieros	36	24	25	28	32	7	19	16	6
Servicios profesionales	17	20	22	22	17	7	12	13	6
Telecomunicaciones	30	36	45	38	45	20	23	26	3
Viajes, transporte y logística	33	26	19	24	29	10	12	12	7

Notas: Las columnas están organizadas de mayor a menor, de izquierda a derecha, según el promedio de adopción de cada capacidad de la inteligencia artificial para todas las industrias. LN es lenguaje natural.

Fuente: McKinsey & Company (2019, p. 5).

Cuadro 2.2. Adopción de la inteligencia artificial por industria y función. 2019

Porcentaje de adopción por las empresas encuestadas de cada industria de la inteligencia artificial en las funciones señaladas /¹

	Opera- ciones de servicio / ²	Desarrollo de productos y servicios / ³	Marketing y ventas / ⁴	Manufactura / ⁵	Gestión de la cadena de suministro / ⁶	Gestión y prevención de riesgos / ⁷	Recursos humanos / ⁸	Estrategia y finanzas corporativas / ⁹
Alta tecnología	49	55	37	12	14	14	20	8
Automotriz	26	43	13	53	18	9	4	4
Comercio minorista	47	33	36	14	34	14	4	6
Cuidado de la salud	50	31	19	10	12	10	10	9
Energía eléctrica y gas natural	49	42	17	21	19	12	17	23
Farmacéutica	19	41	16	41	11	3	6	3
Infraestructura	26	43	11	30	13	6	9	2
Productos para el consumidor	28	12	28	32	29	11	7	7
Servicios financieros	55	25	43	2	12	42	10	13
Servicios profesionales	36	31	29	10	17	12	18	18
Telecomunicaciones	74	48	28	21	27	30	22	6
Viajes, transporte y logística	52	20	17	7	31	5	10	5

Notas:

/¹ Las columnas están organizadas de mayor a menor, de izquierda a derecha, según el promedio de adopción de cada función para todas las industrias.

/² Operaciones de servicio incluye: optimización de operaciones de servicio; automatización del centro de contacto; servicios e intervención predictivos.

/³ Desarrollo de productos y servicios incluye: optimización de funciones de productos; optimización del ciclo de desarrollo de productos; creación de mejoras basadas en inteligencia artificial; creación de nuevos productos basados en inteligencia artificial.

/⁴ Marketing y ventas incluye: análisis de servicio al cliente; segmentación de clientes; predicción de la probabilidad de compra; fijación de precios y promociones; marketing de circuito cerrado; reducción de tasas de cancelación de los clientes; predicción del próximo producto a comprar.

/⁵ Manufactura incluye: mantenimiento predictivo; optimización de los insumos, la energía y la producción.

/⁶ Gestión de la cadena de suministro incluye: optimización de la red logística; previsión de ventas y piezas; optimización de almacenes; optimización de inventario y piezas; análisis de gastos; previsión de ventas y demanda.

/⁷ Gestión y prevención de riesgos incluye: análisis y modelado de riesgos; análisis de fraude; análisis de deudas.

/⁸ Recursos humanos incluye: gestión del desempeño y del diseño de la organización; uso de la fuerza laboral; optimización de la gestión del talento.

/⁹ Estrategia y finanzas corporativas incluye: asignación de capital; gestión de presupuesto; apoyo en fusiones y adquisiciones.

Fuente: Perrault *et al.* (2019, p. 100).

CAPÍTULO III. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL MARCO DE LAS TENDENCIAS DEL DESARROLLO CAPITALISTA

En este capítulo, proponemos pensar las potencialidades y limitaciones de la implementación de la inteligencia artificial al considerar cómo se inscribe en las tendencias generales del desarrollo capitalista y en el momento actual de la acumulación. En primer lugar, a partir de considerar que los ciclos expansivos de la acumulación de capital han sido acompañados por una revolución industrial, se discute si la inteligencia artificial, con las enormes potencialidades que hemos descrito, constituye tal revolución con capacidad para dinamizar la acumulación y apuntalar la rentabilidad en el conjunto del sistema. En segundo lugar, se propone pensar a la inteligencia artificial como la realización más compleja hasta el momento de algunas de las tendencias históricas del desarrollo capitalista. El capítulo concluye con un breve balance sobre las contradicciones y límites que la inteligencia artificial plantea a la acumulación del capital.

1. ¿Una nueva revolución industrial?

En la academia y en los medios de comunicación se suele tratar a la inteligencia artificial como una tecnología absolutamente novedosa, que viene a ponerlo todo de cabeza. Uno de los más entusiastas impulsores de esta idea en torno a la inteligencia artificial es Klaus Schwab (Schwab, 2017; Schwab y Davis, 2018), fundador y director ejecutivo del Foro económico mundial, quien refiere que con los avances de la inteligencia artificial y otras tecnologías relacionadas nos encontramos a las puertas de una “cuarta revolución industrial”, a la que también denomina “Industria 4.0”. Aún más optimistas en cuanto a las posibilidades de la inteligencia artificial son los profesores del Instituto de tecnología de Massachusetts (MIT) Erik Brynjolfsson y Andrew McAfee (2014), quienes caracterizan a la inteligencia artificial como uno de los mayores desarrollos de la historia humana –sólo comparable con la revolución neolítica y la revolución industrial inglesa de los siglos XVIII y XIX– y afirman que nos encontramos en el umbral de “la segunda era de la máquina”. Ante ese optimismo desbordado, es necesario preguntarse si la inteligencia artificial constituye en efecto una nueva revolución industrial –con el conjunto de “innovaciones radicales” que las caracterizan, así como con capacidad de provocar un nuevo ciclo expansivo en la acumulación y de conducir al surgimiento de un nuevo paradigma tecnológico– o si por el contrario es la aplicación más avanzada del paradigma tecnológico vigente –con lo cual su capacidad para reorganizar los procesos de reproducción, dinamizar la

acumulación y apuntalar la rentabilidad en el conjunto del sistema está condicionada por los avances en la electroinformática y por las condiciones de adopción de la digitalización.

La inteligencia artificial produce asombro por las nuevas capacidades tecnológicas que involucra, por los avances que potencialmente representa en el proceso de automatización de la reproducción social –penetrando incluso en aspectos de la vida social que hasta ahora se mantenían relativamente ajenos a dicho proceso–, así como por su previsible impacto en el empleo. No obstante, en primer lugar es importante tener presente que la inteligencia artificial no representa un cambio cualitativo en el paradigma tecnológico asociado a la tercera revolución industrial, sino su renovación, complejización y profundización.⁹² Los sistemas actuales de inteligencia artificial tienen como su base de funcionamiento a las tecnologías propias del paradigma electroinformático y constituyen la realización de algunos de sus objetivos seminales, así como un avance muy significativo en el despliegue de las potencias que la electroinformática ha tenido como horizonte desde sus orígenes –por ejemplo, la capacidad de una máquina para ajustar automáticamente sus parámetros de funcionamiento, que fue descrita por Alan Turing en 1947 pero se mantuvo como un objetivo esquivo durante más de medio siglo.

La inteligencia artificial es la forma más compleja y avanzada hasta el momento de las tecnologías digitales. Tiene como base al paradigma electroinformático (Ceceña, Palma y Amador, 1995; Ceceña, 1995, 1998) en su conjunción con las telecomunicaciones en red.⁹³ Su

⁹² Al respecto, [Rivera, García y Lujano \(2019\)](#) sostienen: “las TICs presentan las características de un sistema complejo que ha seguido una trayectoria constituida por la sucesiva recombinación de sus elementos, lo que en principio aumenta su potencia como tecnología genérica, extendiendo su incidencia prácticamente en todo el sistema socio-económico. Por lo anterior, cabe distinguir, en la trayectoria del sistema digital, tres etapas y una cuarta en estado embrionario. La primera fase corresponde a la computadora aislada, puesta al servicio del procesamiento de información de las actividades más intensivas de manejo de datos [...]. La segunda etapa corresponde a la interconexión computacional y la constitución de la World Wide Web. La tercera corresponde al surgimiento de la Economía Digital Global, que añade a las redes los ecosistemas de usuarios y proveedores con formas organizativas superiores, como las llamadas ‘plataformas’. La etapa que está en gestación es la que inicia con el *Machine Learning* [...], apuntando a los sistemas digitales autónomos, o sea, a la Inteligencia Artificial”.

⁹³ Siguiendo a Paul E. Ceruzzi (2012), considero a la comunicación –entendida como la transmisión a través del espacio de información codificada por medios electrónicos– como uno de los atributos que

implementación depende de y está condicionada por los avances en estas áreas, como vimos en el capítulo I al tratar sobre la proliferación en la extracción de datos digitales, el aumento en la capacidad de cómputo, las nuevas técnicas de procesamiento de datos y la computación en la nube como condiciones tecnológicas de posibilidad de su auge reciente. Asimismo, los avances en inteligencia artificial redefinen las capacidades y límites del paradigma tecnológico al reconfigurar, complejizar y refinar sus elementos fundamentales: el hardware, el software y los sistemas de telecomunicaciones en red.

Indudablemente, la inteligencia artificial representa novedades importantes en la historia de la tecnología: de manera notable, la capacidad de un sistema para modificar adaptativamente su funcionamiento sin intervención humana inmediata y para mejorar autónomamente su desempeño por encima de sus capacidades iniciales. No obstante, en el marco de la discusión sobre si constituye o no una nueva revolución industrial, es fundamental tener en claro como punto de partida que estas capacidades están fundadas técnicamente en los avances de la electroinformática. Por tanto, con sus características actuales, más que constituir una “cuarta

definen a la computación: “control, almacenamiento, cálculo, el uso de circuitos eléctricos o electrónicos: cuando estos atributos se combinan, hacen a una computadora. A ellos, añadimos uno más: la comunicación –la transferencia de información codificada por medios eléctricos o electrónicos a través de distancias geográficas. Este quinto atributo no estaba presente en las primeras computadoras electrónicas construidas en las décadas de 1930 y 1940. Fue la misión de la Agencia de proyectos de investigación avanzados (ARPA) del Departamento de defensa, que comenzó en la década de 1960, para reorientar la computadora digital para convertirla en un dispositivo que estuviera inherentemente conectado a la red, para la cual la comunicación era tan importante como el cálculo, el almacenamiento o el control” [“Control, storage, calculation, the use of electrical or electronic circuits: these attributes, when combined, make a computer. To them we add one more: communication —the transfer of coded information by electrical or electronic means across geographical distances. This fifth attribute was lacking in the early electronic computers built in the 1930s and 1940s. It was the Defense Department’s Advanced Research Projects Agency (ARPA)’s mission, beginning in the 1960s, to reorient the digital computer to be a device that was inherently networked, for which communication was as important to it as calculation, storage, or control”] (Ceruzzi, 2012, p. 9). En adelante, por simplicidad, usaré el concepto *paradigma electroinformático* o *electroinformática* para referirme al paradigma tecnológico vigente desde el último tercio del siglo XX y caracterizado por la convergencia de la microelectrónica, la informática y las redes de comunicaciones digitales.

revolución industrial” –pues hasta ahora no introduce un cambio radical de las bases técnicas–, la inteligencia artificial representa una profundización, perfeccionamiento y redefinición de las capacidades de las tecnologías que configuran al paradigma electroinformático, resultantes de la tercera revolución industrial. En consecuencia –y en eso es en lo que interesa insistir aquí– el despliegue y difusión de la inteligencia artificial es subsidiario de los avances en la electroinformática y está condicionado por las características de adopción de la digitalización.

El estudio de los ciclos de expansión registrados en la historia del capitalismo muestra que estos comparten un elemento común: son acompañados por revoluciones industriales (Mandel, 1973, 1986). Ahora bien, si la inteligencia artificial no representa una nueva revolución tecnológico-industrial, sino más bien la recombinação y profundización del paradigma tecnológico electroinformático propio de la tercera revolución industrial ¿en qué medida puede contribuir a relanzar la acumulación de manera dinámica en el conjunto del sistema?

Hasta ahora, las posibilidades y alcances de la inteligencia artificial en ese sentido son inciertos. Considerando que las características observadas de las tecnologías digitales son la base para evaluar el impacto potencial de la inteligencia artificial, hay dos tendencias que invitan al escepticismo: 1) la escasa adopción de la digitalización, incluso en Estados Unidos –el “país-núcleo” de las tecnologías digitales–; 2) su impacto limitado sobre la productividad agregada. Aunado a los anteriores, un tercer argumento que obliga poner a discusión su capacidad para relanzar la acumulación en el conjunto del sistema está relacionado con su impacto sobre la rentabilidad, que dista de ser evidente. Consideremos brevemente cada uno de estos elementos.

En una encuesta a manufactureras estadounidenses realizada en 2016, el McKinsey Global Institute (2017) estimó que la adopción de la digitalización por las empresas en Estados Unidos es incipiente y su ritmo es lento. Según el informe de McKinsey Global Institute, la mitad de las empresas manufactureras estadounidenses no habían adoptado la digitalización en sus procesos ni tenían planes inmediatos para hacerlo.⁹⁴ La brecha de adopción era aún más significativa al comparar a las empresas según su tamaño: las grandes empresas son líderes en la implementación y uso de capacidades digitales complejas y, por tanto, están mejor posicionadas

⁹⁴ “una encuesta reciente de McKinsey a 400 empresas manufactureras encontró que aproximadamente la mitad no tenían una ‘hoja de ruta’ digital” [“a recent McKinsey survey of 400 manufacturers found that roughly half had no digital road map”] (McKinsey Global Institute, 2017: 15).

para la adopción de la inteligencia artificial; las empresas manufactureras de menor tamaño presentan un rezago significativo en la adopción de tecnologías digitales y se encuentran en una situación desventajosa para la adopción de la inteligencia artificial. La brecha en la implementación de las tecnologías digitales también está presente entre industrias y al interior de otras industrias. Esta característica, referida a la digitalización de las empresas manufactureras, es compatible con la que describimos en el capítulo previo respecto de la inteligencia artificial en el conjunto de la economía: el grado e intensidad de su adopción es mayor en las grandes empresas; su adopción polarizada genera diferencias significativas de productividad y de rentabilidad.⁹⁵

Si esta es la situación en Estados Unidos —el país líder en el desarrollo de tecnologías digitales y sede de las mayores empresas del sector—, se puede esperar que el rezago en la adopción de las tecnologías digitales sea aún más significativo *entre* países y *al interior* de los países con un menor nivel de desarrollo capitalista. Sobre esta base, la difusión mundial de la inteligencia artificial será heterogénea y altamente concentrada. Aunado a ello, puesto que la producción de los elementos estratégicos que conforman al complejo tecnológico de la inteligencia artificial —los chips especializados en el procesamiento de los algoritmos de *machine learning* y el diseño de dichos algoritmos— está concentrada en unas cuantas corporaciones transnacionales con sede en unos pocos países, especialmente en Estados Unidos y China, las ganancias extraordinarias resultantes de la producción de las bases para su implementación también estarán altamente concentradas.

En segundo lugar, el impacto de las tecnologías digitales sobre la productividad agregada es limitado. Según el informe de McKinsey Global Institute, el bajo nivel y ritmo de adopción de las tecnologías digitales por las empresas manufactureras en Estados Unidos tiene consecuencias negativas para el crecimiento de la productividad.⁹⁶ De acuerdo con Erik

⁹⁵ “Se han abierto brechas de productividad significativas entre las grandes empresas y los pequeños y medianos productores que son incapaces de invertir en nuevo equipo y tecnologías” [“Significant productivity gaps have opened up between large firms and small and midsize producers that are unable to invest in new equipment and technologies”] (McKinsey Global Institute, 2017: 5).

⁹⁶ “El ritmo relativamente lento de adopción digital del sector manufacturero estadounidense ha sido un obstáculo en el desempeño de su productividad” [“The US manufacturing sector’s relatively slow pace

Brynjolfsson, Daniel Rock y Chad Syverson (2017: 4), la tasa de crecimiento de la productividad agregada en Estados Unidos promedió 1.3% anual en el periodo 2005-2016, menos de la mitad que en la década previa, de 1995 a 2004, cuando fue de 2.8%. Así, la década más reciente, en que el uso de las tecnologías digitales se intensificó notablemente, coincide con un marcado declive en la tasa de crecimiento de la productividad agregada. Robert Gordon (2016) presenta resultados similares y sugiere que los efectos de las nuevas tecnologías sobre la productividad seguirán siendo reducidos. Esta situación ha llevado a que Brynjolfsson, Rock y Syverson (2017) hablen de una “moderna paradoja de la productividad”: a pesar de sus enormes potencialidades, las tecnologías digitales –la base que hace posible la implementación de los sistemas de inteligencia artificial– han tenido un impacto bastante limitado sobre la productividad. Según estos autores, ello se debe principalmente al rezago en la implementación de estas tecnologías y, específicamente en lo que respecta a la inteligencia artificial, a la difusión aún incipiente de los sistemas más potentes basados en las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo cuya invención es todavía muy reciente.

Las características descritas por Brynjolfsson, Rock y Syverson, así como por el McKinsey Global Institute, dan cuenta de una dinámica compleja y contradictoria en la adopción de las tecnologías digitales, donde se observa simultáneamente:

- Que su difusión aún es limitada, que reorganizan la producción de manera parcial y que no logran reestructurar el conjunto.
- Que tiende a conformarse una estructura productiva polarizada: de un lado, actividades y capitales con baja o nula digitalización, cuya productividad crece lentamente y que en consecuencia tienden a realizar pocas ganancias; del otro, actividades y capitales con elevada digitalización, gran dinamismo y que se apropian de la mayor parte de las ganancias.⁹⁷

of digital adoption has been a drag on its productivity performance”] (McKinsey Global Institute, 2017: 15).

⁹⁷ En este sentido, Rivera, García y Lujano (2019) consideran que “la tecnología digital [...] tiende a generar una elevada centralización con el efecto consabido de concentrar las ganancias entre los capitalistas más poderosos”.

Los autores mencionados manifiestan su desconcierto ante el hecho de que el impacto de las tecnologías digitales sobre la productividad agregada es limitado. En realidad, no podría ser de otro modo si, como acabamos de ver, su implementación en usos complejos es concentrada y fragmentaria. Contrario a lo que los economistas convencionales plantean, la “paradoja de la productividad” no se debe a “fallas” en las tecnologías –que, según ellos, deberían adoptarse de manera masiva y generalizada pero siguen tercamente concentradas–, sino a que ellos esperan encontrar incrementos de la productividad en el conjunto de la economía a partir de un desarrollo tecnológico polarizado y monopolizado por el gran capital. Semejante efecto sólo podría ser resultado de un acto de magia. En las condiciones actuales de adopción de las tecnologías digitales, es lógico que los efectos de la productividad sean ligeros en el conjunto de la economía. Los cambios que provoca la inteligencia artificial en la producción capitalista son profundos, pero concentrados. Llevan a una reorganización desigual y polarizada de los procesos de reproducción, comandada por el gran capital transnacional. Las transformaciones productivas y las mejoras de productividad se concentran en las empresas líderes y sobre esas nuevas bases, ellas organizan la heterogeneidad estructural y vuelven más eficientes los procesos en su beneficio.

Como hemos apuntado, puesto que la inteligencia artificial es la forma más compleja hasta ahora de las tecnologías digitales, las características existentes de adopción y uso de éstas condicionarán la implementación de aquella; asimismo, los límites observados en la adopción de las tecnologías digitales constituirán obstáculos de punto de partida para la implementación de la inteligencia artificial. En estas circunstancias, algunas aplicaciones de la inteligencia artificial podrían tener una suerte similar que la que hasta ahora ha tenido la robótica: que a pesar de ser tecnologías con enormes potencialidades transformadoras y con posibilidades de aplicación generalizada y masiva, se implementen de manera acotada y polarizada por razones de dificultades técnicas, de costos, etc. Con estas características, la inteligencia artificial se perfila para convertirse en un poderoso medio para la centralización del capital, pero su capacidad para reorganizar el conjunto de los procesos de reproducción y para relanzar de manera dinámica la acumulación en el sistema es bastante incierta.

Estrechamente relacionado con lo anterior, un último tema, fundamental, consiste en saber si la inteligencia artificial será una tecnología que permita abrir paso hacia un nuevo ciclo expansivo de la acumulación al elevar de manera consistente la rentabilidad de los capitales en el

sistema mundial, considerando que promete llevar al límite el impulso a la automatización, la elevación de la composición orgánica del capital y la sustitución de la fuerza de trabajo (única fuente creadora de valor) por el trabajo pretérito, objetivado en forma de maquinaria.

En el próximo apartado discutiremos con mayor amplitud a la inteligencia artificial como realización cimera de las tendencias que caracterizan el desarrollo del capitalismo como sistema histórico. Por ahora, señalemos únicamente que más allá de cierto nivel de adopción, la característica de la inteligencia artificial consistente en impulsar la automatización de los procesos de trabajo podría conducir simultáneamente a una elevación de la tasa de plusvalor por el incremento en la productividad y a una drástica reducción en la masa de plusvalor por la expulsión de los trabajadores de los procesos de producción.⁹⁸ Ello conduciría simultáneamente a una aguda disminución de la tasa general de ganancia y –paradójicamente– a la apropiación de ganancias extraordinarias por los capitales que se ubican a la vanguardia en la implementación de esta tecnología, resultantes de transferencias de plusvalor entre capitales y ramas de la producción. La competencia intercapitalista y el imperativo de los capitales por producir plusvalor extraordinario y apropiarse de ganancias extraordinarias tienden a minar las condiciones que hacen posible la propia reproducción del capitalismo y conducen a que el sistema se reproduzca sobre una base cada vez más estrecha.

Las condiciones históricas actuales de la reproducción capitalista⁹⁹ en conjunción con las características de la adopción concentrada y heterogénea de la inteligencia artificial nos llevan a pensar que el uso de esta tecnología difícilmente logrará insuflar suficiente dinamismo a la acumulación de capital y conducir a un nuevo ciclo expansivo al sistema mundial. No obstante, la enorme plasticidad del capitalismo como sistema histórico y su capacidad para superar sus límites inmanentes¹⁰⁰ obligan a ser cautos y a pensar que cualquier respuesta en relación a la

⁹⁸ No obstante, en las condiciones actuales de adopción de la inteligencia artificial, tal caída en la *masa total de plusvalor* parece distante porque la tecnología se implementa de manera concentrada y fragmentaria.

⁹⁹ Entre las cuales se encuentra la destrucción de las condiciones ambientales de la reproducción de la vida social, que en algunos aspectos ya ha superado los umbrales de irreversibilidad.

¹⁰⁰ “El verdadero límite de la producción capitalista lo es el propio capital [...]. La producción capitalista tiende constantemente a superar estos límites que le son inmanentes, pero sólo lo consigue en virtud de medios que vuelven a alzar ante ella esos mismos límites, en escala aun más formidable” (Marx, 2011, t. III, vol. 6, p. 321).

(im)posibilidad del relanzamiento de la rentabilidad y la acumulación basado en la inteligencia artificial es sólo una hipótesis provisional.

2. La inteligencia artificial como la forma más desarrollada de las tendencias del desarrollo capitalista

Hemos insistido en que la inteligencia artificial es un producto social y que es un producto de una forma específica de organizar la vida en común: la moderna sociedad capitalista. Para dimensionar la importancia de la inteligencia artificial e identificar algunas de sus características más importantes, es relevante considerarla en el marco de las tendencias generales del desarrollo capitalista. De esa manera, evitaremos caer en una lectura ahistórica de esta tecnología e identificaremos de mejor manera en qué procesos se inscribe, qué dinámicas preexistentes actualiza y qué imperativos la rigen.

En ese marco, parto de considerar que la inteligencia artificial no es un producto cualquiera en la sociedad moderna; por el contrario, es la realización más compleja y avanzada hasta el momento de cuatro tendencias interrelacionadas que caracterizan el devenir histórico de la moderna sociedad burguesa: 1) a la subsunción del conjunto de la vida social por el capital; 2) a la objetivación de las capacidades –físicas e intelectuales– del sujeto trabajador en los dispositivos técnicos; 3) a la automatización del conjunto de la reproducción social –no sólo de la producción–; 4) a la sustitución de los trabajadores por las máquinas, del trabajo vivo por el trabajo muerto. Estas tendencias son interdependientes. La distinción entre ellas es sólo analítica, pues se condicionan recíprocamente y una no existe sin las otras. A continuación, abordo brevemente cada una de ellas.

Bajo la configuración capitalista de la vida social, la aplicación de los avances de la ciencia a la producción y el desarrollo de nuevas tecnologías tienen un efecto doble: por un lado, potencian la capacidad productiva del trabajo; por otro, al estar supeditados a la necesidad de valorizar el capital, conducen a una creciente explotación y exclusión del sujeto trabajador, así como a una mayor destrucción del ambiente (Marx, 2011; Echeverría, 2005b).¹⁰¹ Cada nuevo

¹⁰¹ “La producción capitalista, por consiguiente, no desarrolla la técnica y la combinación del proceso social de producción sino socavando, al mismo tiempo, los dos manantiales de toda riqueza: *la tierra y el trabajador*” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 613).

desarrollo de la tecnología capitalista implica un mayor nivel de *subsunción* del proceso de reproducción social al proceso de valorización.¹⁰² Los productos de la mano y el intelecto humanos se imponen sobre sus creadores y los dominan.

Siguiendo los planteamientos de Ana Esther Ceceña (1990), podemos afirmar que desde la invención de la maquinaria, las modificaciones tecnológicas incorporadas en el proceso de reproducción capitalista no han significado cambios en su esencia, sino “avances dentro del mismo proceso de subsunción, que lo profundizan y lo amplían” (Ceceña, 1990, p. 16).

El desarrollo de las fuerzas productivas impulsado por los capitales en su incesante búsqueda de ganancias extraordinarias conduce a la subordinación de nuevas dimensiones o aspectos de la vida social a la acumulación de capital,¹⁰³ con ello, se profundiza y amplifica el grado de subsunción de la reproducción social al capital. Un tema ampliamente discutido sobre la manera en que el uso de las tecnologías digitales y la inteligencia artificial da pie a nuevas prácticas es lo que Zuboff (2019) llama “capitalismo de vigilancia”: la capacidad de quienes controlan estos sistemas tecnológicos para modificar con suma precisión los comportamientos y prácticas de las personas, moldear sus deseos, etc., en beneficio de capitalistas y gobernantes al producir nuevos espacios de apropiación de ganancias y la consolidación del autoritarismo estatal. Otros autores como Éric Sadin (2017, 2018), haciendo eco de las reflexiones sobre la cibernética como tecnología de gobierno, destacan las potencialidades políticas de los sistemas de inteligencia artificial y advierten que estos, con su presunta superioridad sobre las capacidades humanas, incluso podrían suplantar a las personas en la toma de decisiones sobre la vida en común mediante la gestión algorítmica de las existencias. Lo que está en juego con los novedosos procesos destacados por estos autores no es, como afirma reiteradamente Zuboff, una “mutación canalla” (*rogue mutation*) del capitalismo a partir del uso de los sistemas digitales

¹⁰² “Al penetrar hasta la estructura técnica del proceso de producción/consumo, [el modo capitalista] desquicia desde su interior [...] la propia dialéctica entre necesidades y capacidades” (Echeverría, 2018, p. 149).

¹⁰³ “La subsunción real caracteriza a la fábrica moderna, con su constante revolución de las técnicas y métodos de la producción. [...] El capital, [...] al revolucionar la producción revoluciona las propias demandas y necesidades, expandiendo los mercados, provodando nuevas necesidades, creando nuevos productos y nuevas esferas en las que hace su aparición la producción de valores de cambio en pos de más valor, la producción por la ganancia” (Mandel, 2005: 87).

complejos que usan inteligencia artificial, sino la incorporación de nuevos aspectos de la vida social al proceso de valorización del capital y avances –en amplitud y profundidad– en la subsunción de la reproducción social por el capital.

El medio más importante para llevar adelante esta subsunción del proceso de reproducción social por el capital es la objetivación de las capacidades y saberes del trabajador en los dispositivos técnicos.

A lo largo de la sección cuarta del libro primero de *El capital*, Marx presenta al incesante cambio de las condiciones tecnológicas y organizativas del proceso de producción como la forma de elevar la producción de plusvalor relativo. Entre esos cambios, la transformación del medio de trabajo de herramienta en máquina fue definitiva, pues la objetivación de las capacidades productivas del trabajador en los medios de producción permitió su apropiación por los capitalistas. Como afirma Marx en los *Grundrisse*, “la acumulación del saber y de la destreza, de las fuerzas productivas generales del cerebro social, es absorbida así, con respecto al trabajo, por el capital y se presenta por ende como propiedad del capital” (Marx, 2016, vol. 2, p. 220).¹⁰⁴ Es a través de la objetivación de las capacidades humanas en las máquinas como el capital enajena la fuerza productiva del trabajo social y la invierte como potencia suya. Mediante el uso de la maquinaria, el capital multiplicó la fuerza productiva del trabajo social, sustituyó al sujeto trabajador,¹⁰⁵ se emancipó de los límites inherentes a su fuerza de trabajo¹⁰⁶ –pues la máquina lo supera en fuerza, velocidad, regularidad, etc.– y acrecentó la producción de plusvalor.

¹⁰⁴ “El desarrollo del medio de trabajo como maquinaria no es fortuito para el capital, sino que es la metamorfosis histórica del medio de trabajo legado por la tradición, transformado en adecuado para el capital” (Marx, 2016, vol. 2, p. 220). También en los *Grundrisse*, Marx afirma que “lo que era actividad del obrero vivo, se convierte en actividad de la máquina” (Marx, 2016, vol. 2, p. 227).

¹⁰⁵ “Este aparato mecánico no sustituye una herramienta particular cualquiera, sino la propia mano humana [...] En cuanto maquinaria, el medio de trabajo cobra un modo material de existencia que implica el remplazo de la fuerza humana por las fuerzas naturales y de la rutina de origen empírico por la aplicación consciente de las ciencias naturales” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 468-469).

¹⁰⁶ “Se transfiere [...] del obrero a la máquina el virtuosismo en el manejo de aquella [la herramienta de trabajo]. La capacidad del rendimiento de la herramienta se emancipa de las trabas personales inherentes a la fuerza de trabajo humana” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 512).

En una serie de investigaciones en la década de 1990, Ana Esther Ceceña (1990, 1995, 1998) tomó como base los aportes de Marx sobre la maquinaria para discutir la especificidad de la electroinformática, que se consolidó como paradigma tecnológico en la reestructuración capitalista tras la crisis de 1970. Para Ceceña, así como la máquina-herramienta sustituyó al trabajador de los procesos de producción al objetivar sus habilidades manuales, la electroinformática representaba la objetivación de algunas capacidades mentales del trabajador: “con la introducción de la microelectrónica y la informática, se establece la posibilidad de la objetivación de los principios básicos del razonamiento lógico y de su articulación con el proceso de producción” (Ceceña, 1995, p. 49).

La objetivación de las capacidades de los trabajadores está estrechamente vinculada con otra de las tendencias históricas del capitalismo que hemos señalado: la automatización de los procesos de (re)producción. La electroinformática representó un salto cualitativo en el proceso de automatización mediante el desarrollo paralelo de la computadora y los robots; la objetivación de las capacidades intelectuales del “trabajador colectivo” no fue excluyente con la continuidad de la objetivación de sus capacidades físicas y la automatización manual, sino que la llevó a un nivel superior en las tecnologías de automatización flexible.

En el momento en que Ceceña estudió la electroinformática, en la década de 1990, destacó dos capacidades mentales del sujeto trabajador objetivadas en las computadoras: las capacidades para almacenar información y para procesarla de acuerdo a ciertos fines (Ceceña, Palma y Amador, 1995). Desde entonces, las capacidades de las tecnologías digitales han aumentado significativamente. En lo que respecta a la inteligencia artificial, si la interpretamos como parte de este largo proceso impulsado por el capital para objetivar las capacidades de los trabajadores y ponerlas a su servicio, consideramos que las capacidades clave objetivadas en estos sistemas son: las capacidades de percibir su entorno, interpretarlo correctamente, aprender, usar esa información para lograr objetivos previamente definidos por humanos y modificar adaptativamente su funcionamiento.¹⁰⁷

Incluso en los sistemas robóticos más avanzados existentes hasta hace unos lustros, la capacidad de autorregulación era incipiente y limitada. Una novedad que inauguran los sistemas

¹⁰⁷ Se trata de las capacidades mencionadas en el capítulo I al definir la inteligencia artificial.

de inteligencia artificial es que se trata de los primeros sistemas tecnológicos en la historia que pueden modificar adaptativamente su desempeño de manera autónoma (esto es, sin necesidad de intervención y validación humana *inmediata*) y mejorar sus capacidades por encima de aquellas con que fueron diseñados. Estas nuevas capacidades de los sistemas de inteligencia artificial representan un cambio cualitativo que las hace diferentes de las tecnologías que les precedieron. Previamente habían existido sistemas que incorporaban mecanismos mediante los cuales regulaban algunas de sus funciones sin intervención humana inmediata como respuesta a cambios en el ambiente (por ejemplo, sistemas de control simples como los termostatos, que regulan la temperatura si esta se modifica más allá de cierto nivel), pero no sistemas que modificaran adaptativamente su funcionamiento ante circunstancias cambiantes ni que mejoraran sus capacidades por encima de aquellas con las que fueron diseñados.

El análisis de la objetivación de las capacidades físicas e intelectuales del sujeto trabajador pone de manifiesto que la tecnología es el medio más poderoso del que dispone el capital para dominar, disciplinar, sustituir, descalificar y aumentar la explotación de los trabajadores. Los sistemas de inteligencia artificial representan un paso adelante en este proceso de objetivación de las potencias físicas e intelectuales necesarias para llevar a cabo el proceso de reproducción social y en su conversión en poderes del capital sobre el sujeto trabajador, del “hombre de hierro” sobre el de carne y hueso.

La competencia intercapitalista impulsa a los capitales a desarrollar las fuerzas productivas y a perfeccionar tendencialmente la *automatización*. En los siglos XVIII y XIX la automatización partió de revolucionar el medio de trabajo en el proceso de producción inmediato. Muy pronto, “la revolución en el modo de producción de la industria y la agricultura hizo necesaria [...] una revolución en las condiciones generales del proceso social de producción, esto es, de los medios de comunicación y de transporte” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 467). La fuerza productiva incrementada por la revolución de las condiciones tecnológicas en la industria exigía el perfeccionamiento de los medios de transporte y de comunicación para reducir el tiempo de circulación y para expandir los espacios de realización de la nueva plétora de mercancías; de lo contrario, se convertirían en trabas para la acumulación.

Con el desarrollo capitalista, la automatización se fue apoderando de cada vez más ámbitos de la vida social. Como Ernest Mandel (1979) analizó lúcidamente, en el capitalismo de

la segunda posguerra, “la mecanización, la estandarización, la superespecialización y la parcelación del trabajo, que en el pasado determinó sólo el dominio de la producción de mercancías en la industria propiamente dicha, penetra ahora en todos los sectores de la vida social”.¹⁰⁸ Como analizamos en el capítulo II, la automatización de los procesos de circulación y consumo permiten, entre otras, acelerar la rotación del capital, reducir los costos de circulación, hacer más eficientes y competitivos los procesos de los capitales que introducen la automatización, extender los límites de la producción de mercancías al incorporar a los circuitos de la valorización actividades que previamente no eran mercantiles y convertir el “tiempo libre” del trabajador en tiempo de consumo capitalista.

En la moderna sociedad capitalista no sólo se tiende a automatizar los procesos de producción, sino la reproducción social en su conjunto. La inteligencia artificial es la forma histórica más avanzada –hasta ahora– de este impulso secular del capital por automatizar y controlar el conjunto de la vida social.¹⁰⁹ Los avances en inteligencia artificial por parte de las mayores corporaciones de tecnologías digitales apuntan en el sentido de ampliar las capacidades de estos sistemas para automatizar las operaciones que hasta ahora eran ejecutadas exclusivamente por humanos; incluso buscan entusiastamente automatizar en sistemas de inteligencia artificial el diseño de nuevos sistemas de inteligencia artificial (Simonite, 2017; Metz, 2018). De hecho, uno de los cambios técnicos más importantes en los sistemas de inteligencia artificial actuales respecto de los preexistentes –como los sistemas expertos de la década de 1990– consiste en la automatización de la capacidad de ajuste y corrección de los modelos de predicción.¹¹⁰

¹⁰⁸ De ese modo, dice Mandel, “lejos de representar una ‘sociedad postindustrial’, el capitalismo tardío constituye la industrialización universal generalizada por primera vez en la historia”.

¹⁰⁹ Algunos autores, como Matt Taddy, incluso definen a la inteligencia artificial por su capacidad para automatizar actividades que previamente eran desempeñadas por humanos: un sistema de inteligencia artificial, nos dice este autor, “es capaz de ingerir conocimiento de nivel humano [...] y de usar esta información para automatizar y acelerar tareas que previamente eran desempeñadas exclusivamente por humanos” [“is able to ingest human-level knowledge [...] and use this information to automate and accelerate tasks that were previously only performed by humans”] (Taddy, 2018: 1).

¹¹⁰ Según Matt Taddy, “la generación más reciente de algoritmos de aprendizaje automático, especialmente la tecnología de aprendizaje profundo que irrumpió desde aproximadamente 2012, ha

Además de las nuevas posibilidades –inéditas y aún inciertas– que abre para la automatización de nuevos procesos por las capacidades que objetiva, la importancia de la inteligencia artificial para la automatización radica en su carácter genérico (es decir, en que es susceptible de ser aplicada en todas las ramas económicas, procesos circulatorios y consuntivos, etc.) y en las posibilidades de su aplicación masiva.

Los procesos que hemos descrito redundan en la *sustitución* del sujeto trabajador, que ha avanzado de manera inexorable desde el surgimiento de la maquinaria:¹¹¹ primero, con la sustitución de la fuerza motriz y la mano del trabajador; después –sin anular lo previo, sino reforzándolo–, desplazando sus capacidades intelectuales. Esta sustitución conduce de manera simultánea a la creciente explotación de los trabajadores que se mantienen ocupados y a la conversión de franjas cada vez más amplias de la sociedad en población sobrante respecto de las necesidades de la acumulación capitalista.

El ejemplo de la tienda de conveniencia de Amazon ilustra en un área particular el enorme potencial que estas tecnologías tienen para la sustitución de trabajadores mediante la automatización de las funciones que realizan. En las tiendas de Amazon Go, la automatización se ha centrado en el cobro de las mercancías, desplazando a los cajeros humanos. No obstante, las tecnologías subyacentes podrían aplicarse a prácticamente cualquier otra área de la reproducción social. Aunque en sus sucursales todavía hay trabajadores –encargados de acomodar los productos en los estantes, cocineros que preparan los alimentos disponibles a la

umentado el nivel de automatización en el proceso de ajustar y aplicar los modelos de predicción” [“the latest generation of ML algorithms, especially the Deep Learning technology that has exploded since around 2012, has increased the level of automation in the process of fitting and applying prediction models”]. Incluso la selección de los modelos de aprendizaje automático más adecuados está siendo automatizada: “pero, cada vez más, la búsqueda del modelo requerido no es ejecutada por humanos: es llevada a cabo por rutinas adicionales de aprendizaje automático” [“But, increasingly, the requisite model search is not being executed by humans: it is done by additional ML routines”] (Taddy, 2018: 7).

¹¹¹ A este respecto, conviene recordar los dichos de Andrew Ure, el mayor apologeta del sistema fabril: “la finalidad constante y la tendencia de todo perfeccionamiento introducido en la maquinaria es, en realidad, prescindir enteramente del trabajo del hombre o reducir su precio, sustituyendo el trabajo de los varones adultos por el de las mujeres y los niños, o el de los obreros calificados por el de los no calificados” (citado en Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 526n).

venta, etc.–, con las tecnologías existentes estas funciones podrían ser total o parcialmente automatizadas en el mediano plazo, desplazando a los trabajadores. En qué medida esto suceda, dependerá de que los costos de implementación de los sistemas de inteligencia artificial sean inferiores a los salarios de los trabajadores a los que sustituiría.¹¹² La prevalencia de bajos salarios en algunas actividades, regiones y países puede ser un obstáculo para la implementación de los sistemas de inteligencia artificial. Es probable que conforme la implementación de los sistemas de inteligencia artificial se generalice y su uso se abarate, su impacto sobre el empleo, al automatizar funciones y sustituir a los trabajadores, se amplifique.

Todas estas tendencias –la subsunción del proceso de reproducción social por el proceso de valorización; la objetivación y expropiación de las capacidades físicas e intelectuales del “trabajador colectivo” en dispositivos técnicos cada vez más complejos; la automatización de todos los ámbitos de la vida social; la sustitución de los trabajadores, que conduce a una explotación redoblada y a la conformación de una creciente población excedente¹¹³ son resultado del imperativo de los capitales por apropiarse de ganancias extraordinarias –el motor del desarrollo capitalista. Acicateados por la competencia intercapitalista, los capitales individuales incorporan mejoras tecnológicas y organizativas para potenciar la capacidad productiva del trabajo, elevar la explotación de los trabajadores y reducir costos (su “motivo consciente”). Esta dinámica produce resultados contradictorios: para los capitales individuales, la incorporación de las tecnologías de vanguardia permite la apropiación de ganancias superiores a las de sus concurrentes, de ganancias extraordinarias; para el capital social global, conduce

¹¹² En el capitalismo el costo de implementación de las máquinas debe ser inferior a los salarios de los trabajadores a los que dichas máquinas sustituyen: “para el capital [...] el uso de la máquina está limitado por la diferencia que existe entre el valor de la misma y el valor de la fuerza de trabajo que reemplaza” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p, 478).

¹¹³ Para evitar equívocos, conviene señalar que por “población excedente” no entiendo únicamente a lo que en las cuentas nacionales se denomina “población desocupada”; también a quienes están en la subocupación, tienen ocupaciones en la llamada “informalidad”, etc.

tendencialmente a una disminución de la tasa general de ganancia, paradójica expresión del desarrollo de las fuerzas productivas subsumido al capital.¹¹⁴

En las páginas previas hemos mostrado que la inteligencia artificial es la realización más avanzada hasta el momento de algunas de las tendencias históricas del desarrollo capitalista. También insistimos en que la inteligencia artificial está subordinada al imperativo de la valorización del capital y responde a este. A lo antedicho es necesario añadir que en el capitalismo digital hay dos procesos que adquieren creciente relevancia: la extracción de datos y el uso de éstos para el ejercicio de un control cada vez más firme sobre los objetos, los territorios y las poblaciones.¹¹⁵ Jathan Sadowski caracteriza a estos procesos como imperativos del capitalismo digital. Para nosotros, la extracción de datos y su uso para el ejercicio de un control más férreo son medios cada vez más importantes para la valorización en el capitalismo contemporáneo y la valorización es el imperativo predominante en la vida social moderna, que la define y la subsume a su lógica.¹¹⁶

La extracción –proceso al cual hicimos referencia en el capítulo I– consiste en “recolectar todos los datos, de todas las fuentes, por todos los medios posibles” (Sadowski, 2019). Por otra parte, el control consiste en la vigilancia y monitoreo de los objetos, las personas y los territorios con el objetivo de manipularlos. Extracción y control son interdependientes y se condicionan recíprocamente. En cierto sentido, son dos caras de un mismo proceso: se extraen datos con el objetivo de ejercer un control incrementado; un mayor control permite la extracción de más datos y más diversos. Ambos sirven a la apropiación de ganancias y la acumulación de capital.

¹¹⁴ “La tendencia progresiva de la tasa general de ganancia a la baja sólo es, por tanto, *una expresión, peculiar al modo capitalista de producción*, del desarrollo progresivo de la fuerza productiva social del trabajo” (Marx, 2011, t. III, vol. 6, p. 271).

¹¹⁵ “Las tecnologías inteligentes son impulsadas por el imperativo dual del capitalismo digital: extraer datos de, y expandir el control sobre, potencialmente todos los objetos y todas las personas” [“Smart tech is driven by the dual imperatives of digital capitalism: extracting data from, and expanding control over, potentially everything and everybody”] (Sadowski, 2020).

¹¹⁶ Para Marx, “el capital es la potencia económica que lo domina todo de la sociedad burguesa”; “es una iluminación general en la que se bañan todos los colores” (Marx, 2016, vol. 1, p. 28).

La manera en que opera la inteligencia artificial –como la forma más avanzada de las tecnologías digitales– adquiere inteligibilidad si conocemos el imperativo que la rige y los medios a través de los cuales se hace efectivo. La propia constitución técnica y material de lo que hemos llamado el complejo tecnológico de la inteligencia artificial está condicionada por ellos: su escala, su tendencial ubicuidad, su capilaridad, la proliferación de cada vez más dispositivos conectados a internet, de sensores cada vez más refinados donde antes no eran necesarios, la conversión de todos los objetos en máquinas de extracción de datos etc., se entienden como parte de un proceso para satisfacer el imperativo de valorización a través de la extracción y el control.¹¹⁷

Los sistemas de extracción de datos digitales hacen posible un registro en código binario cada vez más preciso y detallado sobre el mundo físico y sobre las prácticas sociales en entornos virtuales, que sirve como condición de posibilidad para el ejercicio de un control más refinado sobre las personas, los lugares y los procesos y, de ese modo, para la obtención de mayores ganancias. Por tanto, la extracción de datos adquiere centralidad en el capitalismo contemporáneo como un medio para el control y la valorización. La extracción de datos se asemeja al imperativo por la valorización en su lógica abstracta y autorreferencial, así como en que no conocen límites: por muchas ganancias (o datos, como condición para la obtención de ganancias en el capitalismo contemporáneo) que se obtengan, nunca son suficientes (Sadowski, 2019).¹¹⁸

Los sistemas de inteligencia artificial son el medio más poderoso de extracción, procesamiento y uso de datos digitales para el control y la acumulación de capital. Encarnados en los sistemas de inteligencia artificial y subordinados al imperativo de la valorización, la extracción de datos y la necesidad de ejercer control potencian la explotación, refuerzan las jerarquías y dan pie a nuevas formas de exclusión y de ejercicio de las relaciones de poder.

¹¹⁷ “Cumplir con las demandas de este imperativo de los datos ha sido una motivación primaria de la manera en que el capital crea y usa la tecnología” [“Meeting the demands of this data imperative has been a prime motivation for how capital creates and uses technology”] (Sadowski, 2020).

¹¹⁸ “El imperativo de los datos no está basado en alcanzar una cuota de datos recolectados; es una misión interminable de amasar, acumular y explotar los datos” [“The data imperative isn’t based on meeting a quota of data collected; it is a never-ending quest to amass, hoard, and exploit data”] (Sadowski, 2020).

3. Conclusiones

Las condiciones actuales de adopción de la inteligencia artificial obligan al escepticismo sobre la posibilidad de que esta tecnología genérica sirva como base para reorganizar el conjunto del proceso de acumulación y para reapuntalar la rentabilidad general, condición *sine qua non* para un nuevo ciclo expansivo. Que esto ocurra o no dependerá: de sus aplicaciones particulares en los distintos momentos de la reproducción social; del tiempo de gestación y difusión masiva de sus aplicaciones más “maduras”; del grado y profundidad de su implementación por los capitales; de la medida en que potencie la fuerza productiva del trabajo y eleve el grado de explotación de la clase trabajadora; de la medida en que expulse a los trabajadores de los procesos de producción y circulación, así como de las operaciones específicas en que los sustituya; de cuánto reduzca los tiempos y los costos de circulación; de que origine o no, y con qué extensión, ramos de la producción enteramente nuevos que sirvan como nuevos espacios para la acumulación; de la medida en que la competencia y la centralización del capital resultantes de su implementación conduzcan a la destrucción y desvalorización de capital; de que produzca un abaratamiento de los elementos del capital constante; entre otros.

Por ahora, la implementación concentrada y fragmentaria de la inteligencia artificial permite a los grandes capitales que se ubican en la vanguardia de su adopción apropiarse de ganancias extraordinarias y organizar la heterogeneidad en su beneficio para elevar su rentabilidad; asimismo, es probable que en el corto plazo, su implementación polarizada conduzca a una mayor concentración de las capacidades tecnológicas –tanto en los capitales que implementan la inteligencia artificial como en los que, ubicados en un eslabón previo, controlan las infraestructuras de cómputo en la nube y el aprovisionamiento de servicios genéricos de inteligencia artificial. En el mediano y largo plazo, las perspectivas para la acumulación de capital –el *leitmotiv* de la producción capitalista– son inciertas. Lo que parece seguro es que en su despliegue esta tecnología llevará al extremo las contradicciones inherentes a la producción capitalista.

Al ser la realización cimera de múltiples tendencias del desarrollo histórico de la moderna sociedad burguesa, la inteligencia artificial también lleva al extremo sus contradicciones: a la vez que potencia como nunca la fuerza productiva del trabajo social, al estar subsumida al imperativo de la valorización lo hace extremando la explotación y la exclusión; a la par que constituye la más

acabada objetivación de las capacidades físicas e intelectuales del trabajador colectivo, las invierte contra este como potencias del capital; al mismo tiempo que es el más complejo producto de la socialización objetiva de los procesos de producción a escala mundial, lleva a una centralización y privatización sin precedentes; a la vez que acerca a la humanidad a un terrenal “reino de la libertad” al generar las condiciones objetivas para la superación de la escasez –cuantitativa y cualitativa, del lado del sujeto y del lado del objeto–, clausura esa posibilidad al reinstalar agresivamente el “reino de la necesidad” y al producir incesantemente escasez artificial, que se traduce en represión y devastación sobre los “órganos individuales” del trabajador colectivo.

Antes de concluir, mencionemos una implicación más de la inteligencia artificial como cima de las tendencias del desarrollo histórico de la sociedad capitalista. Al hacer prescindible en una escala inédita a la fuerza de trabajo, esta tecnología pone en evidencia la “base miserable” (Marx) sobre la que se funda esta forma de organización en la vida común: “el capital mismo es la contradicción en proceso, [por el hecho de] que tiende a reducir a un mínimo el tiempo de trabajo, mientras que por otra parte pone al tiempo de trabajo como única medida y fuente de la riqueza” (Marx, 2016, vol. 2, pp. 228-229).¹¹⁹

El capitalismo es una forma de organización de la vida social fundada en la apropiación de plusvalor, en la cual la competencia intercapitalista y el imperativo de los capitales individuales por producir plusvalor extraordinario y apropiarse de ganancias extraordinarias conducen a un perfeccionamiento paulatino y sistemático de la tecnología ahorradora de fuerza de trabajo, con

¹¹⁹ Marx consideraba que la automatización de los procesos de trabajo era la condición de posibilidad más importante para que el trabajo inmediato dejara de ser la fuente de la riqueza y el tiempo de trabajo dejara de ser la medida de la riqueza. En ese sentido, la automatización crearía las condiciones para “hacer saltar a esa base por los aires”, pues “con ello se desploma la producción fundada en el valor de cambio, y al proceso de producción material inmediato se le quita la forma de la necesidad apremiante y el antagonismo” (Marx, 2016, vol. 2, p. 229). Lamentablemente, no parece ser el caso aún, pues la inteligencia artificial subsumida al capital apunta a extremar el antagonismo y el desarrollo de las fuerzas productivas no a servir a la emancipación sino a refinar la dominación.

lo cual el capitalismo tiende a socavar las condiciones objetivas que hacen posible su propia reproducción.¹²⁰

El análisis de esta dinámica autodestructiva del capitalismo, en la que el propio aumento de la productividad resultante del desarrollo de las fuerzas productivas es la causa de la “progresiva imposibilidad de que el sistema capitalista siga funcionando” (Jappe, 2014: 11) ofrece una de las claves teóricas más sugerentes para continuar reflexionando sobre las posibilidades y límites de la inteligencia artificial.

La inteligencia artificial, como realización más acabada de las tendencias del desarrollo capitalista, nos recuerda que la moderna sociedad capitalista sintetiza de manera contradictoria progreso y devastación. Y también que toda realización civilizatoria del capitalismo, al estar subordinada a la lógica abstracta de la valorización, tiene su contracara de barbarie.

Concluyo citando a Bolívar Echeverría:

“La presencia de la modernidad capitalista es contradictoria en sí misma. Encomiada y detractada, nunca su elogio puede ser puro como tampoco puede serlo su denuncia –siendo muchas veces aquello mismo que motiva su encomio lo que es también razón de su condena. [...]

“A un tiempo fascinantes e insoportables, los hechos y las cosas de esta modernidad manifiestan bajo dicha forma contradictoria aquello que constituye el hecho fundamental de la economía capitalista: la contradicción irreconciliable entre su sentido como proceso concreto de trabajo/disfrute [...] y su sentido como proceso abstracto de valorización/acumulación –un sentido ‘enajenado’, proveniente de la historia de la autoexplotación del ser humano productivista o ‘hijo de la escasez’” (Echeverría, 2010, pp. 222-223).

¹²⁰ En el marco de lo que estamos discutiendo, esto pone de relieve que, lejos de lo que supone la economía desde Adam Smith, las decisiones egoístas de los individuos basadas exclusivamente en su interés privado no conducen al bien común sino a generar las condiciones para que la clase de los capitalistas destruya la base objetiva de su sustentación a causa de sus propios éxitos.

CAPÍTULO IV. INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y DEPENDENCIA TECNOLÓGICA EN AMÉRICA LATINA

En el marco de las reflexiones presentadas en los capítulos previos –donde se explicó qué es la inteligencia artificial, sus condiciones tecnológicas, cuáles son sus usos actuales y cómo se inscribe en las tendencias generales del desarrollo capitalista–, en este capítulo se discuten las condiciones para la implementación de la inteligencia artificial en América Latina. Nuestro interés radica en conocer en qué condiciones participa América Latina de la implementación de esta tecnología, cuáles son los obstáculos estructurales para su adopción en la región y cuáles las perspectivas de su impacto en la reproducción del capital.

El capítulo está dividido en seis apartados. En los primeros cuatro, se evalúan algunos elementos que condicionarán las posibilidades de adopción de la inteligencia artificial en América Latina: 1) su participación en la producción de hardware y software –las bases tecnológicas para la implementación de la inteligencia artificial–; 2) la calidad de las infraestructuras digitales en la región; 3) las condiciones de acceso a internet y de la extracción de datos digitales; 4) el desarrollo tecnológico y la innovación en la región.¹²¹ Cada uno de estos elementos da cuenta del rezago y la dependencia tecnológica en América Latina. Vistos en conjunto, nos permitirán conocer las condiciones existentes para la adopción de la inteligencia artificial en la región, tema que se aborda en el quinto apartado. En el último, a manera de conclusión, se discuten brevemente las implicaciones de la implementación de la inteligencia artificial en la reproducción del capitalismo en América Latina.

Para cada uno de los elementos a considerar, se presentan algunas variables que ponen de relieve la heterogeneidad y rezago existente entre América Latina y las regiones líderes en la producción de las condiciones para la implementación de la inteligencia artificial y en su adopción. Al ser la inteligencia artificial una tecnología que aún se encuentra en una etapa temprana de su despliegue, la disponibilidad de fuentes e informaciones que aborden específicamente esta tecnología es reducida. Incluso en las regiones y países donde su adopción es más avanzada, las estadísticas sobre el tema son aún limitadas. Esta dificultad se acentúa para

¹²¹ Todos estos elementos guardan estrecha relación con las condiciones tecnológicas de la inteligencia artificial descritas en el capítulo I.

el caso de América Latina.¹²² Por esa razón, en algunos casos recorro a indicadores sobre el avance de la digitalización como variables *proxy*, es decir, variables que en ausencia de información específica sobre la inteligencia artificial permiten tener una idea general sobre las condiciones existentes en América Latina para su adopción.

En este texto, el interés radica en conocer las condiciones para la implementación de la inteligencia artificial existentes en el conjunto de América Latina. Este interés por las condiciones generales de la región no implica desconocer las importantes disparidades existentes entre los países que la conforman. Por el contrario, a lo largo del texto se destacan con frecuencia aquellos casos nacionales que divergen significativamente de la media regional para poner de relieve la heterogeneidad imperante al interior de Latinoamérica. Asimismo, en el anexo estadístico¹²³ se incluye información que ilustra la diversidad de situaciones nacionales. No obstante, un estudio detallado de dichas disparidades excede los límites trazados para esta investigación.

Además de dar cuenta de los distintos elementos que condicionarán las posibilidades de adopción de la inteligencia artificial en América Latina, para explicar la dependencia tecnológica en la región es sumamente relevante ubicar –así sea de manera inicial– cuáles son los principales agentes que controlan los procesos clave de su incipiente implementación. Por tanto, para cada uno de los “eslabones” necesarios para la puesta en marcha de esta tecnología –desde la producción de chips hasta la innovación–, señalo quiénes son sus protagonistas e impulsores.

¹²² De hecho, hasta donde conocemos, no hay hasta ahora un documento elaborado por las principales instituciones regionales como Cepal o CAF donde se aborde con amplitud el uso actual y perspectivas de la inteligencia artificial en América Latina. De ahí la importancia de que los gobiernos nacionales y las instituciones regionales generen informaciones consistentes que permitan a los investigadores conocer el grado de avance en la implementación de la inteligencia artificial y la forma en que las empresas de la región la están incorporando en sus procesos.

¹²³ En el cuerpo del capítulo se prioriza la presentación de la información general relacionada con la adopción de la inteligencia artificial en América Latina. La información más específica a nivel nacional se incluye en el anexo estadístico que se encuentra al final del capítulo. Para facilitar la lectura y la ubicación de los cuadros, aquellos que se encuentran en el anexo se identifican con la nomenclatura “A.#”, mientras que los cuadros y gráficos incluidos en el cuerpo del capítulo se refieren con la nomenclatura “4.#”.

1. Producción de hardware y software como soportes de las tecnologías digitales

Como hemos señalado reiteradamente, la inteligencia artificial es la aplicación más avanzada de las tecnologías digitales, basadas en lo que Ceceña y Barreda (1995) denominaron el “paradigma electroinformático”. Los dos soportes estratégicos de la electroinformática son los microprocesadores y el diseño de software (Ceceña, Palma y Amador, 1995); para el caso específico de la inteligencia artificial, son los chips especializados en inteligencia artificial y el diseño de algoritmos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo.

Puesto que no hay estadísticas que aborden específicamente la producción de hardware ni software especializados en inteligencia artificial en América Latina, presentamos dos indicadores como una aproximación a la participación de la región en la producción mundial de estas tecnologías: el valor agregado en la industria de semiconductores¹²⁴ y el valor agregado en programación computacional y servicios relacionados.

Cuadro 4.1. Valor agregado en la industria de los semiconductores por región. 2001-2016
Millones de dólares a precios de 2016 y porcentaje respecto del total mundial

	<i>Millones de dólares a precios de 2016</i>				
	2001	2005	2009	2013	2016
Mundo	177,305	260,912	263,684	375,892	383,252
Asia	100,602	155,583	162,223	256,193	272,293
América del Norte	51,598	71,147	69,400	85,871	83,670
Europa	19,776	29,104	26,073	25,178	21,085
América Latina	2,758	2,373	2,549	3,199	2,761
Medio Oriente	2,179	1,838	2,410	3,873	2,259
Australia y Oceanía	196	470	571	916	659
África	198	396	460	660	529
	<i>Porcentaje respecto del total mundial</i>				
Asia	56.7%	59.6%	61.5%	68.2%	71.0%
América del Norte	29.1%	27.3%	26.3%	22.8%	21.8%
Europa	11.2%	11.2%	9.9%	6.7%	5.5%
América Latina	1.6%	0.9%	1.0%	0.9%	0.7%
Medio Oriente	1.2%	0.7%	0.9%	1.0%	0.6%
Australia y Oceanía	0.1%	0.2%	0.2%	0.2%	0.2%
África	0.1%	0.2%	0.2%	0.2%	0.1%

Fuente: elaboración propia con datos de Science & Engineering Indicators, 2018.

¹²⁴ Además de los microprocesadores especializados en inteligencia artificial, otros semiconductores son importantes para el despliegue de la inteligencia artificial: memorias, circuitos integrados para comunicaciones, entre otros.

Como se observa en el cuadro 4.1, la participación de América Latina en la producción mundial de semiconductores ha sido mínima en las dos últimas décadas, con tendencia a decrecer. La mayor parte de la producción mundial está concentrada en Asia –principalmente en China, Taiwán, Corea del Sur y Japón– y en América del Norte –principalmente en Estados Unidos. El país con una mayor participación en la producción mundial de semiconductores en 2016 era China; esto se debe tanto a un avance significativo en la producción de tecnologías avanzadas por parte de empresas con sede en China, como a que empresas transnacionales con sede en países como Estados Unidos, Japón, Taiwán y Corea del Sur han localizado ahí su producción (Hille, 2020; The Economist, 2020). En el cuadro A.2 del anexo estadístico puede verse un listado con las mayores corporaciones dedicadas a la producción de semiconductores; la mayor empresa dedicada a esta actividad es la estadounidense Intel, seguida de SK Hynix (Corea del Sur), TSMC (Taiwán), Micron Technology (Estados Unidos) y Flex (Singapur).

Cuadro 4.2. Países seleccionados de América Latina. Valor agregado en la industria de los semiconductores. 2001-2016

	Porcentajes				
	2001	2005	2009	2013	2016
	<i>% respecto del total mundial</i>				
México	1.17%	0.64%	0.64%	0.55%	0.59%
Brasil	0.30%	0.19%	0.17%	0.19%	0.08%
Venezuela	0.07%	0.05%	0.12%	0.07%	0.02%
Perú	0.00%	0.01%	0.02%	0.02%	0.02%
<i>El resto</i>	0.02%	0.02%	0.02%	0.02%	0.02%
	<i>% respecto de América Latina</i>				
México	75%	71%	66%	64%	81%
Brasil	19%	21%	17%	22%	11%
Venezuela	4%	5%	12%	8%	2%
Perú	0%	1%	2%	3%	2%
<i>El resto</i>	1%	2%	2%	3%	3%

Fuente: elaboración propia con datos de Science & Engineering Indicators, 2018.

En el caso de América Latina, en 2016 más de 80% del valor agregado en la región a la industria de los semiconductores correspondía a México. Aunque la participación de México al interior de la región era notable, en ese mismo año este país representó apenas 0.59% del valor agregado mundial en dicha industria. El segundo país de la región con mayor participación en el valor agregado en la industria de semiconductores a lo largo del periodo es Brasil; en 2016 su participación respecto del valor agregado regional fue de 11% (0.08% del mundial), aunque en

2006 llegó a representar 30% del valor agregado regional a esa industria. La participación del resto de los países de la región en la industria de los semiconductores es mínima.

Las características de la participación de México en la producción en este sector de las industrias de alta tecnología deben matizarse. La industria electrónica en México tiene un “perfil claramente maquilador” (Nadal, 2020: 55-56), en el cual la mayor parte de los insumos son importados, la producción está concentrada en segmentos de baja productividad y los productos están orientados a la exportación (Calva, 2019; Vidal, 2018). La participación de México en la producción de la industria electrónica se inscribe en lo que Jaime Osorio (2016b) denomina “patrón exportador de especialización productiva”, característico de las economías latinoamericanas en décadas recientes. Aunque formalmente México tiene una elevada participación a nivel regional en esta industria, las actividades que se realizan son de baja productividad, sin inversión en investigación y desarrollo, y con escasos encadenamientos productivos nacionales y locales. Esta situación se explica en medida importante porque las

Cuadro 4.3. Valor agregado en la programación computacional y servicios relacionados, por región. 2001-2016

Millones de dólares a precios de 2016 y porcentaje respecto del total mundial

	<i>Millones de dólares a precios de 2016</i>				
	2001	2005	2009	2013	2016
Mundo	504,255	715,651	913,419	1,070,963	1,143,400
América del Norte	213,645	294,007	356,763	459,836	546,649
Europa	158,302	258,176	337,344	345,013	328,773
Asia	105,556	123,984	156,143	166,807	175,463
América Latina	12,981	15,478	26,112	41,657	32,729
Australia y Oceanía	6,717	13,356	19,117	33,051	32,212
Medio Oriente	4,866	7,182	13,180	16,143	18,315
África	2,188	3,467	4,762	8,457	9,241
	<i>% respecto del total mundial</i>				
América del Norte	42%	41%	39%	43%	48%
Europa	31%	36%	37%	32%	29%
Asia	21%	17%	17%	16%	15%
América Latina	3%	2%	3%	4%	3%
Australia y Oceanía	1%	2%	2%	3%	3%
Medio Oriente	1%	1%	1%	2%	2%
África	0%	0%	1%	1%	1%

Fuente: elaboración propia con datos de Science & Engineering Indicators, 2018.

grandes empresas transnacionales, que controlan y dirigen la producción mundial, desplazan y subcontratan en los países dependientes las fases de la producción con menor contenido tecnológico, mientras conservan las fases con mayor intensidad tecnológica en sus países sede (Gereffi, 2001).

El otro soporte estratégico de la electroinformática es la producción de software. Aunque el valor agregado en la programación computacional no está tan concentrado como en la industria de los semiconductores, es claro el predominio de América del Norte –de nuevo, de manera notable, en Estados Unidos. A la distancia, le siguen Europa –con una participación importante de Reino Unido, Francia y Alemania– y Asia –con Japón a la cabeza. El país con una mayor participación en el valor agregado en la programación computacional es Estados Unidos, sede de la mayoría de las corporaciones líderes en el diseño de software y en los servicios de internet, como se observa en el cuadro A.2. Las cinco mayores corporaciones de software y servicios de internet en el mundo, clasificadas según sus ingresos, son todas estadounidenses: Amazon, Alphabet, Microsoft, IBM y Facebook. Son estas corporaciones las que se ubican en la vanguardia en la innovación e implementación de los sistemas de inteligencia artificial.

Cuadro 4.4. Países seleccionados de América Latina. Valor agregado en la programación computacional y servicios relacionados. 2001-2016

	Porcentajes				
	2001	2005	2009	2013	2016
	<i>% respecto del total mundial</i>				
Brasil	0.8%	1.0%	1.3%	1.8%	1.1%
Chile	0.2%	0.2%	0.3%	0.5%	0.4%
Argentina	0.8%	0.3%	0.4%	0.6%	0.4%
Colombia	0.2%	0.2%	0.3%	0.4%	0.3%
Perú	0.1%	0.1%	0.1%	0.2%	0.2%
México	0.2%	0.2%	0.1%	0.1%	0.1%
<i>El resto</i>	<i>0.3%</i>	<i>0.2%</i>	<i>0.3%</i>	<i>0.4%</i>	<i>0.3%</i>
	<i>% respecto de América Latina</i>				
Brasil	32%	46%	46%	46%	39%
Chile	7%	9%	9%	12%	15%
Argentina	32%	13%	15%	14%	14%
Colombia	7%	12%	11%	11%	11%
Perú	4%	4%	4%	4%	6%
México	7%	7%	5%	4%	5%
<i>El resto</i>	<i>12%</i>	<i>9%</i>	<i>10%</i>	<i>10%</i>	<i>11%</i>

Fuente: elaboración propia con datos de Science & Engineering Indicators, 2018.

La participación de América Latina en el valor agregado mundial en la programación computacional es reducida; a lo largo de las primeras dos décadas del siglo XXI ha fluctuado entre 2% y 4%. El país con una mayor participación en el valor agregado en la programación computacional es Brasil, que en 2016 representó 39% del valor agregado en la región y 1.1% del total mundial, seguido de Chile, Argentina y Colombia. Aunque las barreras a la entrada en términos de la inversión de capital necesaria para la programación computacional son menores que para la producción de semiconductores, la participación de los países de América Latina en esta área de la producción estratégica también es muy limitada.

Como podemos observar a partir de los datos presentados, existe una elevada concentración de la producción estratégica que conforma la vanguardia del paradigma tecnológico en los países capitalistas altamente desarrollados y en las empresas con sede en estos, particularmente en Estados Unidos. Si esto sucede al considerar la producción de semiconductores y la programación computacional en general, es probable que la concentración sea aún mayor –y por tanto que la participación de América Latina sea aún más reducida– en sus fases más avanzadas y complejas, aquellas necesarias para la implementación y desarrollo de la inteligencia artificial. Esta elevada concentración de la producción de las tecnologías de vanguardia es uno de los pilares que sustentan la hegemonía mundial. Actualmente es uno de los principales frentes de disputa en la guerra tecnológica entre Estados Unidos y China.

La mayor parte de la bibliografía sobre la “transformación digital” en América Latina centra su atención en la digitalización de las empresas y en su adopción de servicios digitales como la banca electrónica y el marketing digital. En dicha bibliografía se suele obviar que América Latina participa de manera marginal en la producción de las tecnologías que sostienen a la llamada economía digital. No obstante, desde nuestra perspectiva este tema es de la mayor relevancia, pues la producción de dichas tecnologías forma parte del núcleo estratégico de la producción en el capitalismo contemporáneo. La importancia de la producción de los elementos estratégicos del paradigma tecnológico vigente radica en que son un espacio: 1) de producción de plusvalor extraordinario y apropiación de ganancias extraordinarias; 2) donde se define el patrón tecnológico general, las tecnologías en torno a las cuales se organiza el conjunto de los procesos de (re)producción y acumulación. En consecuencia, lo que está en juego con esta elevada concentración de la producción tecnológica de vanguardia no es sólo una diferencia o un rezago, sino la construcción de una jerarquía.

Obviar que América Latina participa de manera marginal de la producción estratégica de las tecnologías de vanguardia que sostienen el patrón tecnológico vigente o dar por sentada la posición subordinada que ocupa América Latina en esta jerarquía implica perder de vista dos aspectos clave que condicionan la reproducción del capital en la región: 1) la adopción de un patrón tecnológico producido y definido externamente, frente al que existe una inferioridad tecnológica estructural y ante el que se está siempre en una condición de comprador; 2) que la importación masiva de esas tecnologías genéricas, producidas en una rama industrial con alta composición de capital y elevada productividad, implica una transferencia de valor sistemática hacia los capitales y Estados donde dichas tecnologías son producidas, que asume la forma de una renta tecnológica.

2. Infraestructuras

Como hemos indicado en capítulos previos, la implementación de los sistemas de inteligencia artificial está condicionada por la calidad y extensión de las infraestructuras donde los datos digitales circulan y son procesados. Para evaluar la situación existente en América Latina en relación con las infraestructuras, recurrimos a tres indicadores. En primer lugar, a la velocidad de las redes de banda ancha,¹²⁵ que se suelen considerar como la infraestructura básica del capitalismo digital. En segundo lugar, a la capacidad de procesamiento de los centros de cómputo en la nube por región. Por último, como una aproximación para conocer las infraestructuras existentes para el uso industrial de la inteligencia artificial, a los stocks de robots industriales.

Las redes de telecomunicaciones, y en particular las redes de banda ancha, son la infraestructura básica o “infraestructura habilitante” del capitalismo digital y el principal soporte para su expansión (Katz, 2015). Además, el “nivel de sofisticación tecnológica” de los países y regiones guarda estrecha relación con el ancho de banda –esto es, con la cantidad de datos que se pueden enviar o recibir en un tiempo dado– al que tienen acceso (Cepal, 2020: 22). Como se observa en el cuadro 4.5, América Latina tiene un rezago muy significativo en la velocidad de las redes de banda ancha. En 2019, el año más reciente con datos observados, la velocidad promedio de descarga en el mundo es 2.65 veces superior a la de América Latina y la velocidad de las redes de banda ancha de la región con infraestructuras más avanzadas, Asia y Pacífico, es 3.75 veces

¹²⁵ En el siguiente apartado consideraremos el acceso a las redes de banda ancha y a internet.

superior. Cisco (2020) prevé que la velocidad de las redes de banda ancha en América Latina aumentará en los próximos años y que la brecha respecto del promedio mundial y de la región líder se reducirá. No obstante, la calidad de las infraestructuras en América Latina seguirá siendo significativamente inferior.

Cuadro 4.5. Velocidad promedio de descarga en las redes de banda ancha, por región. 2018-2023
Megabits por segundo

	2018	2019	2020/ ^e	2021/ ^e	2022/ ^e	2023/ ^e
Mundo	46	53	61	77	98	110
Asia y Pacífico	63	75	92	117	137	157
América del Norte	57	70	93	107	126	142
Europa Occidental	46	53	72	87	106	123
Europa Central y del Este	35	37	57	66	78	88
América Latina	16	20	35	41	52	59
África y Medio Oriente	10	12	25	29	35	41

Nota: /^e : datos estimados.

Fuente: Cisco (2020).

Por otra parte, como se muestra en los cuadros A.3 y A.4, la disparidad en las velocidades promedio de descarga de las redes de banda ancha fija y móvil entre los países al interior de la región también es muy amplia. En julio de 2020, el país de América Latina con mayor velocidad de descarga en las redes de *banda ancha móvil* era Uruguay, con una velocidad de 32.2 Mbps; el país con menor ancho de banda para el cual hay datos disponibles fue Venezuela, con 7.6 Mbps; la velocidad de descarga de banda ancha móvil de todos los países de América Latina (sin considerar el Caribe) era inferior al promedio mundial. En el mismo mes de 2020, el país de América Latina con mayor velocidad de descarga de *banda ancha fija* era Chile, con 122.3 Mbps; el país con una menor velocidad de descarga de banda ancha fija fue de nueva cuenta Venezuela, con 4.2 Mbps. Además de la enorme brecha que separa a América Latina del promedio mundial y de las regiones líderes, hay una notable heterogeneidad al interior de la región.

Además de considerar la velocidad promedio de las redes de banda ancha, que da cuenta de la condición general de las infraestructuras de telecomunicaciones para el conjunto de los usuarios, es relevante conocer cuán amplio es el acceso a redes de alta velocidad, que son utilizadas por los grandes usuarios y son la base de las aplicaciones más complejas de las tecnologías digitales, entre las que se encuentra la inteligencia artificial. En su informe anual sobre las infraestructuras de internet, Cisco (2020) presenta información sobre el porcentaje de usuarios por región que acceden a distintas velocidades de conexión a internet. En el cuadro 4.6

se presentan los datos sobre la velocidad de banda ancha más alta considerada en dicho informe, superior a 100 Mbps.¹²⁶

Cuadro 4.6. Porcentaje de los usuarios que acceden a una velocidad de banda ancha superior a 100 Mbps. 2018-2023

	2018	2019	2020/ ^e	2021/ ^e	2022/ ^e	2023/ ^e
Mundo	11%	20%	24%	29%	34%	39%
Asia y Pacífico	14%	20%	26%	33%	42%	53%
América del Norte	16%	23%	31%	37%	40%	46%
Europa Occidental	10%	13%	15%	17%	19%	22%
Europa Central y del Este	3%	3%	4%	4%	5%	6%
América Latina	1%	1%	1%	1%	2%	2%
África y Medio Oriente	0%	1%	1%	1%	1%	2%

Nota: /^e : datos estimados.

Fuente: Cisco (2020).

Como se observa, América Latina es la segunda región en el mundo con peores condiciones de infraestructura en lo que respecta a las conexiones de alta velocidad, sólo después de África y Medio Oriente. La brecha entre América Latina y las regiones líderes –Asia y Pacífico, y América del Norte– es muy amplia y, a diferencia de lo que sucedía con las velocidades promedio de descarga, Cisco prevé que la diferencia se ampliará en los próximos años.

Aunque –como veremos en el próximo apartado– América Latina está por encima de la media mundial en acceso de la población a internet, la calidad de las infraestructuras es muy inferior a la media mundial.

Las deficiencias de las infraestructuras de banda ancha a las que hemos hecho referencia condicionarán negativamente las posibilidades de implementación de la inteligencia artificial, sobre todo para sus usos más complejos y avanzados que requieren una mayor velocidad de conexión debido a un tráfico de datos más intenso.

¹²⁶ Como referencia, en un informe publicado para evaluar las condiciones de las infraestructuras digitales en América Latina ante la pandemia por Covid-19, Cepal (2020: 3) –con base en datos de la Comisión federal de comunicaciones estadounidense– clasifica como “alta” una velocidad de descarga de 25 Mbps, pues “permite realizar simultáneamente funciones básicas y funciones de alta demanda” y “permite el teletrabajo y la educación en línea de manera simultánea”.

En América Latina hay una gran cantidad de empresas que ofrecen servicios de telecomunicaciones y banda ancha. Entre los mayores operadores de la región se encuentran las transnacionales América Móvil (con sede en México) y Telefónica (España) (Katz, 2015).

Otra infraestructura fundamental para el capitalismo digital son los centros de datos. En noviembre de 2020 en América Latina había 152 centros de datos –algunos de ellos, centros de datos “tradicionales”, otros en la nube, algunos más híbridos–, equivalentes a 3.2% de los centros de datos en el mundo (véase cuadro A.5). Las regiones con más centros de datos en el mundo son América del Norte, con 1,971 (42% del total mundial) y Europa con 1,655 (35.3% del total mundial); estas dos regiones concentran casi 80% de los centros de datos en el mundo.

Para el despliegue de la inteligencia artificial, los centros de cómputo en la nube son especialmente importantes. Como explicamos con amplitud en el capítulo I, los centros de datos en la nube son el lugar donde se lleva a cabo el procesamiento de datos con técnicas de aprendizaje profundo y aprendizaje automático.

Cuadro 4.7. Distribución regional de las cargas de trabajo en los centros de datos en la nube. 2014-2018

Porcentaje respecto del total mundial

	2014	2015	2016	2017	2018
América del Norte	44.5%	42.1%	41.0%	40.6%	40.2%
Asia y Pacífico	25.0%	28.2%	30.0%	31.2%	32.2%
Europa Occidental	21.5%	20.4%	19.5%	19.0%	18.4%
América Latina	3.6%	3.8%	3.8%	3.8%	3.7%
Europa Central y del Este	2.9%	2.9%	2.9%	2.9%	2.8%
Medio Oriente y África	2.5%	2.6%	2.7%	2.7%	2.7%

Fuente: elaboración propia con base en Cisco, *Global Cloud Index*, varios informes.

En el cuadro 4.7, presentamos información sobre la distribución del procesamiento de datos en la nube en las distintas regiones del mundo. Destaca que la brecha existente entre América del Norte y Asia y Pacífico se ha ido reduciendo en años recientes. Esto se debe a un acelerado crecimiento de la capacidad de procesamiento de datos en la nube en Asia y Pacífico, en particular en China. Según la consultora Gartner (2020), las principales corporaciones que controlan esta infraestructura clave para la inteligencia artificial en el mundo son Amazon Web Services –en un lejano primer lugar–, Microsoft Azure, Google Cloud, Alibaba Cloud, Oracle, IBM y Tencent Cloud. Cinco de ellas tienen su sede en Estados Unidos y dos en China.

América Latina representa poco menos de 4% del procesamiento de datos en la nube a nivel mundial. La distancia que la separa de las regiones que concentran la mayor parte del cómputo de datos en la nube es también muy amplia. Como referencia, consideremos que la participación de América Latina en el procesamiento de datos en la nube es muy inferior a su participación en el número de usuarios de internet: en 2018, 10.9% de los usuarios mundiales de internet se ubicaban en América Latina; en ese mismo año, América Latina representó únicamente 3.7% del procesamiento de datos en la nube (la participación de América Latina en los usuarios mundiales de internet puede verse en el cuadro A.6).

En América Latina, los servicios de cómputo en la nube están altamente concentrados en empresas transnacionales, particularmente estadounidenses, pues se trata de una tecnología muy compleja para la que hay altas barreras a la entrada, tanto tecnológicas como financieras. Raúl Echeberría (2020: 49), consultor de Cepal en temas tecnológicos, apunta algunas particularidades de la computación en la nube en la región:

“En América Latina y [el] Caribe, [...] los proveedores globales de servicios en la nube (*Cloud Services*) no son generalmente dueños de la infraestructura física de centros de datos, sino que rentan espacio, energía, conectividad y servicios de manos remotas. La única excepción la constituye Google, firma que ha puesto en operación su propio centro de datos ubicado en Chile y parcialmente Amazon Web Services (AWS) que gestiona por sí mismo una parte importante de un centro de datos en Brasil”.

Según información de Baxtel –un sitio de internet especializado en información sobre centros de datos en el mundo–, la principal empresa proveedora de servicios de centros de datos en América del Sur, medido según su consumo de energía eléctrica,¹²⁷ es Amazon Web Services y el mayor centro de datos en América del Sur, de acuerdo al mismo indicador, es el de Google Quilicura en Chile.¹²⁸

La información presentada sobre los centros de datos y el procesamiento de datos en la nube son indicativos de grandes asimetrías regionales en la capacidad de procesamiento –que,

¹²⁷ “Dos de los principales indicadores para evaluar las capacidades de un centro de datos son el consumo de energía eléctrica y el área útil [...] en la cual se aloja el equipamiento de comunicaciones y TI dedicado a dar servicio a clientes” (Echeberría, 2020).

¹²⁸ <https://baxtel.com/data-center/south-america>, consultado el 16 de noviembre de 2020.

como referimos con anterioridad, es el “núcleo” de la inteligencia artificial– y abona a lo comentado sobre las deficientes infraestructuras digitales en América Latina. Además, es importante destacar que las corporaciones transnacionales estadounidenses controlan esta infraestructura clave para la implementación de la inteligencia artificial en la región.

Por último, como una aproximación para conocer las infraestructuras para el uso industrial de la inteligencia artificial, en el cuadro 4.8 presentamos las instalaciones de robots industriales por región. Conviene precisar que inteligencia artificial y robótica no son idénticos, así como que el uso de la inteligencia artificial en la producción no se reduce a la robótica; no obstante, las instalaciones de robots industriales ofrecen un indicador útil sobre cuán avanzada es la digitalización de la producción en una región determinada y sobre la calidad de las infraestructuras existentes para la adopción de la inteligencia artificial.¹²⁹

Cuadro 4.8. Instalaciones de robots industriales multipropósito por región. 2011-2018
Número de unidades y porcentajes respecto del total mundial

	<i>Número de unidades</i>					
	2011	2012	2013	2014	2015	2018*
Mundo	1,153,097	1,235,389	1,332,218	1,480,778	1,664,000	2,327,000
Asia/Australia	576,545	628,889	689,349	785,028	914,000	1,417,000
Europa	369,965	380,546	392,227	411,062	433,000	519,000
América del Norte (incl. México)	184,679	197,962	215,817	236,891	259,200	323,000
América Latina (sin México)	8,287	9,055	10,254	11,539	12,800	20,000
África	2,495	2,858	3,501	3,874	4,500	6,500
	<i>% del total mundial</i>					
	2011	2012	2013	2014	2015	2018*
Asia/Australia	50.0%	50.9%	51.7%	53.0%	54.9%	60.9%
Europa	32.1%	30.8%	29.4%	27.8%	26.0%	22.3%
América del Norte (incl. México)	16.0%	16.0%	16.2%	16.0%	15.6%	13.9%
América Latina (sin México)	0.7%	0.7%	0.8%	0.8%	0.8%	0.9%
África	0.2%	0.2%	0.3%	0.3%	0.3%	0.3%

Nota: los datos de 2018 son estimados.

Fuente: International Federation of Robotics.

¹²⁹ Sobre la relación entre las instalaciones de robots industriales y la inteligencia artificial, en el informe *AI Index* se señala: “las cifras [sobre instalaciones de robots industriales] no proporcionan ningún indicador de cuántos de los sistemas [robóticos] en realidad usan algún tipo de inteligencia artificial; sin embargo, ofrecen una medida útil de la infraestructura instalada susceptible de adoptar nuevas tecnologías de inteligencia artificial” [“the numbers do not provide any indicator on how many of the systems actually use any means of AI, however they provide a measurement of installed infrastructure susceptible of adopting new AI technologies”] (Perrault, et al., 2019: 103).

La mayoría de los robots industriales del mundo están concentrados en Asia –especialmente en China, Japón y Corea del Sur–, Europa –principalmente en Alemania– y América del Norte – Estados Unidos– (la información de instalaciones de robots por países está disponible en el cuadro A.7). Según nuestros cálculos, basados en los datos de la Federación internacional de robótica, en 2018 estos cinco países concentraban 70% de las instalaciones de robots industriales del mundo; sólo China representaba 26% de dichas instalaciones.

La participación de América Latina en las instalaciones de robots industriales es mínima: sin incluir a México, es inferior a 1% del total mundial en todos los años.¹³⁰ Esto es indicativo de la baja complejidad tecnológica de los procesos de producción en la región. Los dos países de América Latina que reciben mayores cargamentos de robots industriales multipropósito anualmente son México y Brasil (véase cuadro A.8). Los cargamentos de robots industriales que recibe México anualmente son entre cuatro y siete veces más numerosos que los recibidos por Brasil.

En este sentido, considerando las infraestructuras existentes, podemos concluir que la adopción de las aplicaciones industriales de la inteligencia artificial en la mayoría de los países de América Latina será muy limitada y rezagada. En los países de la región que cuentan con infraestructuras más adecuadas –Brasil y especialmente México–, el uso industrial de la inteligencia artificial se inscribirá en las áreas más dinámicas del patrón exportador de especialización productiva, con las características a las que hemos hecho referencia. Asimismo, las características actuales de uso de la inteligencia artificial hacen muy probable que esta tecnología esté altamente concentrada en las empresas de mayor tamaño y composición de capital, principalmente corporaciones transnacionales que operan en las industrias y segmentos con mayor complejidad tecnológica.

En suma, América Latina tiene un marcado atraso en sus infraestructuras digitales: las redes de banda ancha son de baja calidad y velocidad; la capacidad de procesamiento de los centros de datos en la nube es limitada y es controlada por corporaciones transnacionales

¹³⁰ Por la manera en que la Federación internacional de robótica presenta los datos en los archivos a los que pudimos acceder, sólo fue posible desagregar por país la información sobre cargamentos [*shipments*] de robots industriales, no sobre instalaciones [*stocks*].

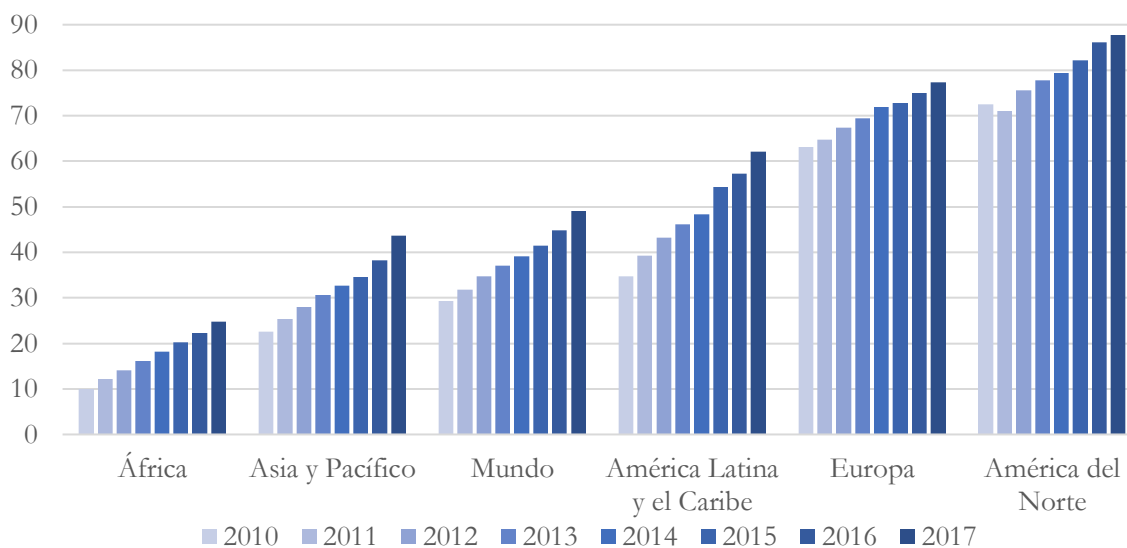
estadounidenses; la infraestructura de robótica industrial es prácticamente inexistente en la mayoría de los países de la región. La “infraestructura digital deficiente” (Cepal, 2020: 2) condicionará negativamente las posibilidades de implementación de la inteligencia artificial en América Latina, con importantes desigualdades y heterogeneidades al interior de la región. El rezago previo –productivo, en infraestructuras, etc.– condicionará y afianzará el rezago por venir en el uso de esta tecnología de vanguardia.

3. Acceso a internet y extracción de datos

Conocer el nivel de acceso a internet en América Latina es importante para evaluar las condiciones de implementación de la inteligencia artificial por dos razones principales. En primer lugar, porque los datos digitales son un elemento cada vez más importante en la reproducción del capitalismo contemporáneo y son la codificación del mundo a partir de la cual los sistemas de inteligencia artificial mejoran paulatinamente sus capacidades. Conforme el acceso a internet sea más amplio y su uso más intenso, la extracción y apropiación de datos por parte de las corporaciones será mayor, lo que se traducirá en sistemas de inteligencia artificial con mayores capacidades. En segundo lugar, el acceso de la población a internet nos ofrece un indicador para conocer la amplitud del impacto de la inteligencia artificial en la esfera del consumo, pues muchos de los servicios de internet –el buscador y traductor de Google, el reconocimiento facial de las fotografías en Facebook, la publicidad a la medida de Amazon– incorporan sistemas de inteligencia artificial.

Como se observa en la gráfica 4.1, en 2017 62.1% de la población en América Latina accedió a internet, un porcentaje superior al de la población mundial que accedió a la red, que fue de 49%. El porcentaje de usuarios de internet en América Latina ha aumentado rápidamente: pasó 34.7% de la población en 2010 a 62.1% en 2017. La tasa de crecimiento medio anual del número de usuarios de internet en América Latina entre 2005 y 2017 fue de 10.6%, idéntica a la tasa de crecimiento mundial. Aunque la brecha en el porcentaje de usuarios de internet entre América Latina y América del Norte –la región líder en adopción– se ha reducido, en 2017 aún era superior a 25%.

Gráfica 4.1. Porcentaje de usuarios de internet, según región. 2010-2017
Porcentaje de la población



Fuente: elaboración propia con datos de Unión internacional de telecomunicaciones.

En América Latina existen grandes disparidades de acceso a internet entre países. La brecha que separa a los países con mayor acceso respecto de los que tienen un acceso más restringido es muy amplia: por ejemplo, en 2017 en Chile 82.3% de las personas accedía a internet, respecto de 12.3% en Haití (70% de diferencia) o 27.9% en Nicaragua (casi 55% de diferencia) (véase cuadro A.9). Aún son numerosos los países de la región donde el porcentaje de usuarios de internet no alcanza 50% de la población. No menos significativas son las diferencias al interior de los países. Factores como el elevado costo relativo de la conexión a internet,¹³¹ el nivel de ingresos de la población,¹³² su edad, si viven zonas rurales o urbanas,¹³³

¹³¹ Cepal reconoce que el alto costo de la conexión a internet respecto de los ingresos de la población representa un obstáculo para el acceso más amplio a la red: “el costo del servicio de banda ancha móvil y fija para la población del primer quintil de ingresos llega al 14% y el 12% de su ingreso, respectivamente. Esos costos, en los casos más críticos, representan alrededor de seis veces el umbral de referencia del 2% del ingreso recomendado por la Comisión sobre la Banda Ancha para el Desarrollo Sostenible para clasificar un servicio de Internet como asequible” (Cepal, 2020: 4).

¹³² Según Cepal (2020: 2), en países como en Bolivia, Paraguay y Perú, solo 3% de la población en el quintil de ingresos más bajos tiene conexión a internet.

¹³³ “Las diferencias en la conectividad entre la zona urbana y la rural son significativas. En la región [América Latina], el 67% de los hogares urbanos está conectado a Internet, en tanto que en las zonas rurales solo lo está el 23% de ellos. En algunos países, como Bolivia (Estado Plurinacional de), El

entre otros, tienen gran relevancia como condicionantes del acceso a internet y marcan diferencias sustanciales.¹³⁴

Además del porcentaje de la población que accede a internet, en términos de la generación de datos es importante conocer el número absoluto de usuarios de internet y el número de dispositivos conectados a la red.

Según datos de la Unión internacional de telecomunicaciones (UIT), en 2017, en América Latina y el Caribe había 400 millones de usuarios de internet, equivalentes a 10.9% de los usuarios mundiales (cuadro A.6). El número total de usuarios en América Latina es superior al de otras regiones como América del Norte (317 millones en 2017), África (246 millones) y Medio Oriente (192 millones). Por otra parte, según Raúl Katz (2015), aunque hay importantes diferencias nacionales, la intensidad en el uso de internet –medido por el promedio de horas de acceso al mes– en América Latina es inferior a la media mundial.

En cuanto al número de dispositivos conectados a la red, en su informe anual sobre internet Cisco (2020: 7) calcula que en 2018 el número promedio de dispositivos per cápita¹³⁵ en América Latina fue de 2.2, frente a 8.2 en América del Norte y 2.4 en el mundo. Cisco estima que para 2023 el número de dispositivos per cápita conectados a internet será de 3.1 en América Latina, 13.4 en América del Norte y 3.6 en el mundo; de acuerdo con estas estimaciones, en los próximos años, la diferencia en el número de dispositivos per cápita respecto de la región líder

Salvador, el Paraguay y el Perú, más del 90% de los hogares rurales no cuentan con conexión a Internet. Incluso en países en mejor situación, como Chile, Costa Rica y el Uruguay, solo cerca de la mitad de los hogares rurales están conectados” (Cepal, 2020: 3).

¹³⁴ Estas diferencias de acceso a las tecnologías digitales implican que hay amplias “zonas grises” o “puntos ciegos” en el conocimiento codificado e incorporado en los sistemas de inteligencia artificial sobre los territorios rurales, las poblaciones empobrecidas, etc., que hasta ahora son excluidos al ser considerados como no rentables o no importantes. Será de gran relevancia en el futuro próximo prestar atención a si el poder corporativo y estatal mantienen la exclusión o se construyen nuevos mecanismos de exclusión por inclusión para potenciar la vigilancia y el control.

¹³⁵ En el número de dispositivos per cápita con conexión a internet se incluyen teléfonos inteligentes, tabletas, computadoras personales, televisiones y un conjunto muy amplio de objetos considerados dentro del “internet de las cosas”.

y del promedio mundial se ampliará en términos absolutos y relativos. El menor número de dispositivos per cápita conectados a la red llevará a que la extracción de datos en América Latina sea relativamente menor y los datos menos diversos que en otras regiones del mundo, lo que podría incidir negativamente en la capacidad y adecuación de los sistemas de inteligencia artificial en la región.

América Latina es una región con un potencial importante para la extracción de datos por el número de personas y dispositivos que aún podrían ser incorporados a la conexión a internet. No obstante, hay serias limitaciones para ello por la baja calidad de las infraestructuras digitales y porque las condiciones materiales en que vive la mayoría de la población en la región –marcadas por el pago de salarios inferiores al valor de la fuerza de trabajo y por la incapacidad estructural del sistema de absorber a la población excedente– obstaculizarán o ralentizarán la adopción masiva de otros dispositivos conectados a internet, cuyo uso estará concentrado en la “esfera alta” de la circulación.

Cuadro 4.9. Tráfico de datos en internet, por región. 2012-2018
Exabytes por mes y porcentaje respecto del total mundial

	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Mundo	44	51	60	73	96	122	156
Asia y Pacífico	14	18	21	25	34	43	59
América del Norte	14	17	20	25	34	42	52
Europa Occidental	8	8	10	11	14	18	22
Europa Central y del Este	3	4	4	5	6	8	10
América Latina	3	3	4	5	6	7	9
África y Medio Oriente	1	1	2	2	3	4	5
	<i>% del total mundial</i>						
Asia y Pacífico	32%	35%	35%	34%	35%	35%	38%
América del Norte	33%	32%	33%	34%	35%	34%	33%
Europa Occidental	18%	16%	16%	16%	15%	15%	14%
Europa Central y del Este	8%	7%	7%	7%	6%	7%	6%
América Latina	8%	7%	7%	6%	6%	6%	6%
África y Medio Oriente	2%	2%	3%	3%	3%	3%	3%

Fuente: Cisco Visual Networking Index. Forecast and Methodology, varios informes.

Como corolario de lo que hemos dicho sobre la extracción de datos en América Latina, en el cuadro 4.9 se muestra el tráfico de datos en internet por región. A pesar de representar 11% de los usuarios mundiales de internet, América Latina ha generado 6% del tráfico de datos en el

mundo en años recientes. Esta desproporción entre el tráfico de datos y la participación en el número de usuarios se explica por los factores mencionados con anterioridad: la baja calidad de las infraestructuras, el uso menos intenso de internet que el promedio mundial y la conexión a la red de menos dispositivos per cápita que el promedio mundial.

Además de conocer cuántos datos se generan y circulan en América Latina, es importante ubicar en la medida de lo posible cuáles son las corporaciones que extraen, procesan y se apropian de estos datos, pues serán las mejor posicionadas para la implementación de la inteligencia artificial. Son necesarias investigaciones que permitan conocer con mayor precisión la magnitud de la extracción de datos por plataformas específicas. Por ahora, mencionamos algunos datos ilustrativos sobre la extracción de datos.

En América Latina, los usuarios de internet acceden principalmente a plataformas desarrolladas fuera de la región. La mayor parte de las plataformas digitales y sitios web más importantes en América Latina son estadounidenses (para un análisis detallado sobre los sitios web más visitados en América Latina, véase Katz, 2015). Por ejemplo, en 2019, Taringa, la red social de origen latinoamericano más popular tenía 30 millones de miembros registrados y 13 millones de usuarios activos por mes; el número de usuarios activos mensuales de esta plataforma ha disminuido de manera constante desde hace varios años. En contraste, en marzo de 2020 Facebook tenía 382.6 millones de suscriptores en América Latina y el Caribe, equivalente a 59% de la población de la región y aproximadamente a la población combinada de Brasil, México y Colombia, los tres países más poblados del subcontinente.¹³⁶ Además de su red social principal, Facebook es dueña de otras plataformas populares como Instagram y WhatsApp –y extrae datos de los usuarios a partir de ellas. El predominio de las plataformas estadounidenses de redes sociales es claro. La situación es aún más acentuada en otros sectores, como el de búsquedas en internet –con Google como líder indiscutible–, servicios de correo electrónico –donde todos los grandes proveedores son corporaciones estadounidenses– o el sistema operativo de los dispositivos móviles –oligopolizado por Alphabet con Android y Apple con iOS. La preponderancia de las plataformas estadounidenses no sólo está presente en el mercado de servicios al consumidor; también en los servicios a empresas, como los servicios de cómputo en

¹³⁶ Las cifras anteriores sobre los usuarios de redes sociales fueron tomadas de Internet World Stats, <https://www.internetworldstats.com/stats2.htm>.

la nube. Probablemente el único sector vinculado a los servicios de internet donde una plataforma latinoamericana es dominante a nivel regional es el comercio electrónico, con MercadoLibre. Salvo esa excepción, los datos de los usuarios latinoamericanos son extraídos, apropiados, procesados y usados con miras a la valorización por los grandes oligopolios digitales estadounidenses. El predominio de los oligopolios digitales extranjeros se debe principalmente a los efectos de red y las economías de escala, analizados anteriormente.

A continuación, discutimos otro aspecto importante de la dependencia tecnológica en América Latina: la innovación.

4. Investigación científica, desarrollo tecnológico e innovación

En la sociedad moderna, la aplicación de los avances de la ciencia en los procesos de (re)producción es el medio más importante de que disponen los capitalistas para elevar la fuerza productiva del trabajo, imponerse sobre sus competidores y apropiarse de ganancias extraordinarias. De ahí la importancia de la investigación científica y el desarrollo tecnológico.

Para aproximarnos a conocer las condiciones de investigación y desarrollo (I&D) en América Latina, y en particular en lo que respecta a la inteligencia artificial, recurrimos a tres indicadores: en primer lugar, al gasto total destinado a I&D en América Latina; en segundo lugar, para ilustrar las inmensas desigualdades de la innovación tecnológica en el capitalismo contemporáneo, comparamos el gasto en I&D de países latinoamericanos con el de algunas corporaciones líderes del área de tecnologías digitales; por último, se muestran las patentes en inteligencia artificial por región.

El gasto en I&D en América Latina es muy reducido: durante las dos décadas más recientes, este gasto ha oscilado alrededor de 0.7% del producto interno bruto (PIB) regional; en contraste, en regiones como América del Norte se gasta proporcionalmente casi cuatro veces más en I&D, aproximadamente 2.7% del PIB (véase cuadro A.10). Además del bajo gasto en I&D, es significativo ver quién lo financia: en 2018, en la mayoría de los países de América Latina las empresas financian menos de 10% del gasto en I&D; en Argentina y México, el sector privado financia menos de 20%; sólo en Colombia, Brasil y Chile, financia más de 30% del gasto en I&D. El financiamiento a la I&D en América Latina proviene mayormente del gobierno y las universidades. Esto contrasta con lo que sucede en países como Estados Unidos o Alemania,

donde las empresas financian casi 70% del gasto en I&D, o con Japón y China, donde el financiamiento privado a la I&D es de casi 80% (Unesco, 2019).

La diferencia en el gasto total en I&D al interior de América Latina es abismal (cuadro A.11). En 2017, en América Latina y el Caribe se gastaron 42.7 mil millones de dólares en I&D; sólo en Brasil se gastaron 26.1 mil millones de dólares, más de 60% del total regional. Le siguieron de lejos México, Argentina y Chile, con un gasto en I&D de 3.80, 3.48 y 0.98 mil millones de dólares, respectivamente.

El reducido gasto en I&D en América Latina no se debe única ni principalmente a fallas de coordinación institucionales o a la falta de vocación emprendedora de las clases dominantes en la región, como suele plantearse por parte de instituciones como Cepal y de la mayoría de los académicos.¹³⁷ Por el contrario, se debe a que por la forma en que se reproduce el capital en América Latina, la investigación científica y el desarrollo tecnológico autónomos son innecesarios y prescindibles para la mayoría de los capitalistas de la región: en primer lugar, porque es el gran capital local y transnacional el que organiza y dirige los procesos de producción más rentables e incorpora en ellos tecnologías que han sido producidas en otros espacios; en segundo lugar, porque el resto de los capitalistas no tienen capacidad para llevar a cabo procesos de innovación tecnológica de vanguardia ni incentivos para hacerlo, pues pueden adquirir las tecnologías en el exterior e incrementar su apropiación de ganancias mediante el recurso a la superexplotación de la fuerza de trabajo (Marini, 1974). En este marco, en el capitalismo dependiente reviste particular importancia la producción de plusvalor extraordinario y la

¹³⁷ En la bibliografía, se suele atribuir la baja capacidad de innovación en América Latina a fallos de coordinación; ineficiencias en la asignación de recursos públicos; a factores socio-institucionales como la aversión al riesgo para invertir en *startups*; al régimen fiscal poco favorable a las empresas digitales; a desincentivos legales; a la dificultad de la industria de capital de riesgo de encontrar *fund managers* con experiencia; al hecho de que los emprendedores de la región deben recurrir a financiarse con amigos y familiares ante la ausencia de fuentes de financiamiento; a una ausencia de visión de los empresarios latinoamericanos; a la carencia de comportamiento innovador; a la incertidumbre institucional; al enfoque demasiado académico de las políticas de innovación; falta de coordinación entre empresas y Estados; políticas educativas insuficientes; entre otras. Al respecto, véase Katz (2015).

apropiación de ganancias extraordinarias mediante la intensificación de los procesos de trabajo (Marini, 1979).

Como una primera aproximación para mostrar la ínfima capacidad de innovación de América Latina en las áreas estratégicas del paradigma tecnológico vigente respecto de los Estados y corporaciones que se ubican en la vanguardia tecnológica, en el cuadro 4.10 se muestra el gasto total en I&D de los mayores países de América Latina comparado con el gasto total en I&D de las mayores corporaciones de tecnologías digitales.

Cuadro 4.10. Gasto en I&D de países latinoamericanos y empresas seleccionadas. 2012-2018
Miles de millones de dólares

	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
América Latina y el Caribe	42.23	45.18	47.69	41.60	38.83	42.70	
Brasil	27.78	29.57	31.22	24.20	22.70	26.06	
México	5.06	5.42	5.72	5.03	4.18	3.80	
Argentina	3.47	3.41	3.13	3.70	3.11	3.48	
Venezuela	0.95	1.18	1.63	-	-	-	
Chile	0.97	1.08	0.98	0.93	0.93	0.98	
Colombia	0.87	1.04	1.16	0.85	0.75	0.76	
<i>Primeros 6</i>	39.09	41.70	43.84	34.71	31.68	35.08	
<i>El resto</i>	3.14	3.49	3.85	6.89	7.16	7.62	
	<i>Empresas</i>						
Mayores 6 empresas	37.98	46.09	53.57	62.62	70.48	80.19	91.13
Amazon (Estados Unidos)	2.91	4.56	6.57	9.28	12.54	16.09	22.62
Alphabet (Estados Unidos)	5.16	6.79	7.14	9.83	12.28	13.95	16.23
Samsung (Corea del Sur)	9.32	10.80	13.40	13.89	13.47	14.33	15.31
Intel (Estados Unidos)	8.35	10.15	10.61	11.54	12.13	12.74	13.10
Microsoft (Estados Unidos)	9.81	10.41	11.38	12.05	11.99	13.04	12.29
Apple (Estados Unidos)	2.43	3.38	4.48	6.04	8.07	10.05	11.58

Nota: La selección de las empresas se llevó a cabo bajo dos criterios: 1) son las empresas que más invierten en I&D, según PwC; 2) innovan en inteligencia artificial o en tecnologías relevantes para esta: telecomunicaciones, chips, electrónica de consumo, software, servicios de internet, entre otras.

Fuente: elaboración propia con datos de Bando Mundial y PwC Strategy, “The 2018 Global Innovation 1000 Study”.

Con la información del cuadro 4.10 interesa destacar que en el capitalismo contemporáneo la innovación –y la apropiación de ganancias extraordinarias que de ella resulta– está tan polarizada que la capacidad para impulsar el desarrollo de las fuerzas productivas de economías y regiones

enteras es inferior a la de algunas corporaciones. Por ejemplo, en 2017 Amazon gastó lo mismo en I&D que el conjunto de los países de América Latina sin considerar a Brasil; en ese mismo año, el gasto en I&D de las dos corporaciones tecnológicas líderes en la innovación –Amazon y Alphabet– fue mayor que el de Brasil, el único país relevante en la región para este tema. Además, es importante señalar el marcado liderazgo económico y tecnológico de las corporaciones con sede en Estados Unidos, que sirve como sustento a la hegemonía de ese Estado en el sistema mundial.

La escala del gasto en investigación científica y desarrollo tecnológico es lo que permite a las mayores corporaciones de tecnologías digitales posicionarse en la frontera de la innovación, mantener su posición de liderazgo económico y apropiarse de crecientes ganancias extraordinarias. Al dimensionar la magnitud del gasto en I&D de las estas corporaciones resulta claro por qué las economías de escala en I&D serán uno de los elementos decisivos en la tendencia a la concentración de las capacidades de inteligencia artificial en unas pocas corporaciones.

Consideremos ahora las patentes en inteligencia artificial por región.

Las patentes son consideradas el indicador más importante para medir la innovación. Empero, son mucho más que eso. En tanto que permiten a una empresa usar de manera exclusiva una tecnología o recibir un pago a cambio de su uso, las patentes son la forma por excelencia de monopolización de la vanguardia tecnológica en el capitalismo contemporáneo y permiten la apropiación de ganancias extraordinarias y rentas tecnológicas. Por esas razones, las patentes sirven como una aproximación para conocer la heterogeneidad, asimetrías y jerarquías tecnológico-económicas entre países y empresas.

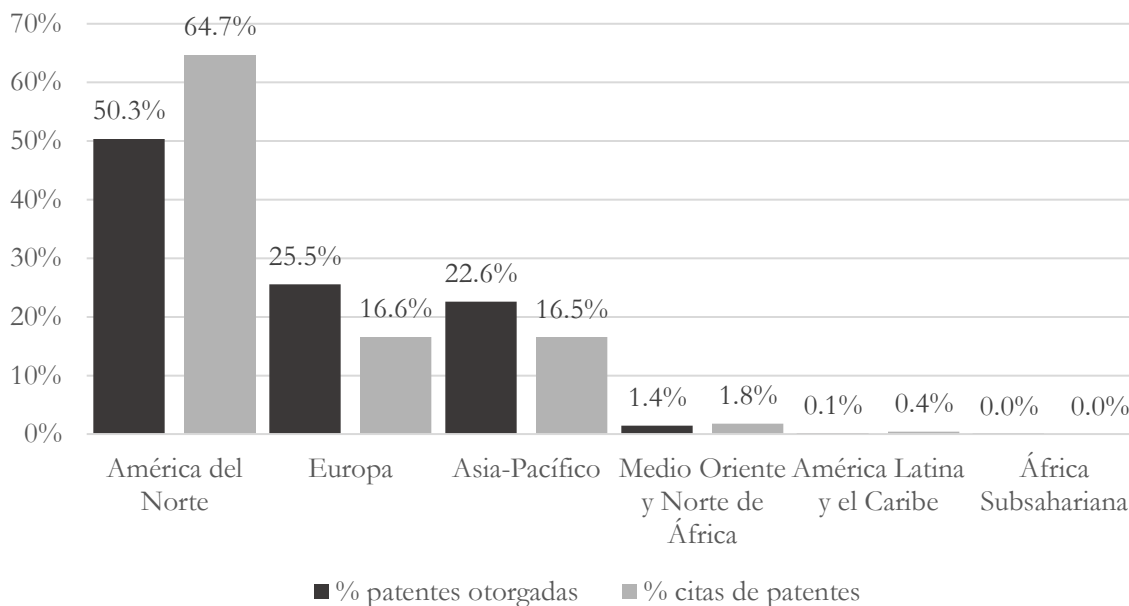
En el gráfico 4.2 se muestran dos indicadores sobre patentes en inteligencia artificial: el porcentaje de patentes otorgadas por región y el porcentaje de citas de patentes (las citas de patentes son indicativas de la importancia, difusión e influencia relativas de las patentes otorgadas).¹³⁸ América del Norte lidera en la innovación en inteligencia artificial: la mitad de las

¹³⁸ Sobre las citas de patentes, el China Power Team (2016) del *think tank* estadounidense CSIS explica: “no todas las patentes son iguales. Incluso en casos donde el marco legal para adquirir y mantener patentes es similar, las diferencias en el valor de las patentes aún persisten. Notablemente, la proliferación

patentes en inteligencia artificial otorgadas en el mundo corresponden a residentes en esa región del mundo y representa dos terceras partes de las citas de patentes. En contraste, las patentes en inteligencia artificial otorgadas a residentes en América Latina son 0.1% del total mundial (es decir, sólo una de cada mil patentes relacionadas con esta tecnología otorgadas en el mundo corresponde a residentes en América Latina) y la región representa 0.4% de las citas de patentes. En ambos casos, la participación de América Latina en la innovación en inteligencia artificial es mínima.

de patentes de baja calidad puede entorpecer la innovación conforme aumenta las barreras a la entrada. Una métrica usada para estimar el valor de una patente específica es su número de citas. [...] Las patentes incluyen citas a datos científicos relevantes, así como a patentes previas que fueron consideradas importantes para la creación del nuevo producto patentado. Como un efecto secundario, las citas de patentes revelan la influencia relativa y alcance de las patentes individuales. En ese sentido, cuánto influye una patente específica sobre el desarrollo de otras tecnologías puede ser extrapolado por su frecuencia de citas. Por ejemplo, una patente para un nuevo cepillo de dientes puede ser citada por su sucesora, o por nadie, mientras una patente para un semiconductor usado en múltiples electrónicos puede recibir citas en cientos de diferentes documentos de patentes. En este caso, el número de citas implica la importancia relativa del producto en términos de su contribución a la innovación al interior de un mercado específico” [“Not all patents are equal. Even in cases where the legal framework to acquire and maintain patents is similar, differences in the value of patents still persist. Notably, the proliferation of low-quality patents may hinder innovation as it increases barriers to entry. One metric used to gauge the value of a specific patent is its number of citations. [...] Patents include citations to relevant scientific data as well as previous patents that were deemed important to the creation of the newly patented product. As a secondary effect, patent citations reveal the relative influence and reach of individual patents. As such, how much a specific patent influences the development of other technologies can be extrapolated from its frequency of citations. For example, a patent for a new toothbrush might be cited by its derivative successor, or by no one, while a patent for a semiconductor used in a variety of electronics might see citations in hundreds of different patent papers. In this case, the number of citations suggests the relative importance of the product in terms of its contribution to innovation within a specific market”].

Gráfico 4.2. Patentes en inteligencia artificial. Patentes otorgadas y citas de patentes, por región. 2015-2018
Porcentaje respecto del total mundial



Fuente: AI Index Database.

En el cuadro A.12 se muestran las 50 empresas con más patentes en inteligencia artificial en el periodo 2014-2016. Los países sede del mayor número de estas empresas fueron Estados Unidos, Japón, China, Alemania y Corea del Sur.

La contracara de esta elevada concentración de las patentes en unas pocas corporaciones y Estados es que regiones enteras, entre las que se cuenta América Latina, adoptarán los sistemas de inteligencia artificial desarrollados en otras regiones y países, lo que se traducirá en ingentes transferencias de valor y ganancias por concepto de regalías, licencias de uso, etc.

Un último elemento por considerar como un obstáculo al desarrollo tecnológico, la innovación y en general a la implementación de la inteligencia artificial en América Latina es la fuerza de trabajo altamente calificada. Como comentamos en capítulos previos, debido a que hay muy pocos ingenieros y científicos especializados en aprendizaje automático y aprendizaje profundo, la incorporación de la fuerza de trabajo altamente calificada es un elemento estratégico en la competencia intercapitalista y en la superioridad de los capitales. En lo que respecta a América Latina, destacamos dos procesos. En primer lugar, que la llamada “brecha de capital humano” o “carencia estructural de capital humano en TIC” (Katz, 2015: 66 y 126), que es ampliamente reconocida como un obstáculo para la digitalización avanzada en América Latina,

será aún más acentuada en el caso de la inteligencia artificial debido a que la innovación en esta tecnología de vanguardia y su puesta en funcionamiento requiere una calificación aún más compleja de la fuerza de trabajo que las tecnologías digitales precedentes.

En segundo lugar, es importante la intensa migración de los trabajadores altamente calificados de los países dependientes hacia los países capitalistas altamente desarrollados al ser reclutados por las corporaciones de tecnologías digitales para llevar a cabo las actividades de investigación e innovación tecnológica. Según Raúl Delgado (2017: 137) “cada vez más los generadores de patentes [en Silicon Valley] son originarios de países periféricos”. Incluso Eric Schmidt (2020) —exdirector ejecutivo de Google y actual presidente de la Comisión de seguridad nacional en inteligencia artificial en Estados Unidos— reconoce que la mayoría de los ingenieros y científicos computacionales que trabajan en Estados Unidos nacieron fuera de este país y que ellos son una “fuente de la fortaleza nacional” estadounidense.¹³⁹ Esta diáspora de trabajadores

¹³⁹ En relación a la disputa por el liderazgo tecnológico mundial entre Estados Unidos y China y al lugar estratégico que en ella tiene la fuerza de trabajo altamente calificada, Eric Schmidt escribió recientemente: “deberíamos emprender mayores esfuerzos para entrenar a científicos e ingenieros prometedores y para atraer a más expertos tecnológicos globales hacia Estados Unidos. La mayoría de los científicos computacionales con posgrados que trabajan en Estados Unidos nacieron en el extranjero, al igual que la mayoría de los estudiantes de posgrado que estudian ciencias computacionales en las universidades estadounidenses en la actualidad. Ellos son una fuente de fortaleza nacional. La gran mayoría quiere quedarse [en Estados Unidos] y contribuir a la innovación estadounidense. Debemos ayudar a que sea más sencillo para ellos hacerlo. No hay necesidad de esperar a una reforma migratoria exhaustiva: podemos modificar ahora el proceso migratorio para las personas altamente calificadas y reducir los trámites burocráticos, el trabajo atrasado y la incertidumbre que amenazan con llevarse al talento tecnológico hacia otros países —incluyendo a nuestros competidores estratégicos” [“We should undertake major efforts to train up-and-coming scientists and engineers, and attract more global technology experts to the United States. A majority of computer scientists with graduate degrees working in America were born abroad, as were most current graduate students studying computer science in U.S. universities. They are a source of national strength. A vast majority want to stay and contribute to American innovation. We must make it easier for them to do so. There is no need to wait for comprehensive immigration reform: We can change the immigration process for highly skilled people now to reduce the red tape, backlogs and uncertainty that threaten to drive tech talent to other countries — including to our strategic competitors”] (Schmidt, 2020).

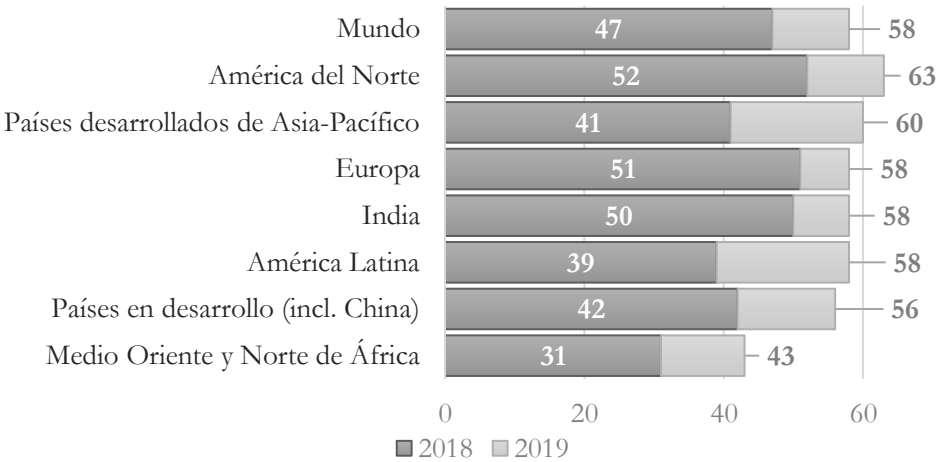
altamente calificados afianza la superioridad de las corporaciones ubicadas en los países con mayor nivel de desarrollo capitalista y agrava la dependencia tecnológica en América Latina.

5. Adopción

Como indicamos en el capítulo II, la información disponible sobre la adopción de la inteligencia artificial es muy limitada. En el caso de América Latina, la disponibilidad de datos sobre adopción es aún más restringida, pues no se desagrega por industrias, funciones ni capacidades. Para identificar el nivel de adopción de la inteligencia artificial en América Latina, en primer lugar, presentamos las estadísticas disponibles al respecto. Posteriormente, planteamos algunos contrapuntos y matices a la información de las encuestas sobre adopción de la inteligencia artificial mediante el índice de digitalización de la producción de CAF.

Dos consultoras que han elaborado encuestas sobre el nivel de adopción de la inteligencia artificial por parte de las empresas ubicadas en la región que estudiamos son McKinsey & Company (incluida en el agregador AI Index, de la Universidad de Stanford) y Cognilytica (2020). A continuación, se presentan los resultados de sus encuestas.¹⁴⁰

Gráfica 4.3. Porcentaje de empresas que han incorporado capacidades de inteligencia artificial en al menos una función o unidad de negocios, por región. 2018-2019

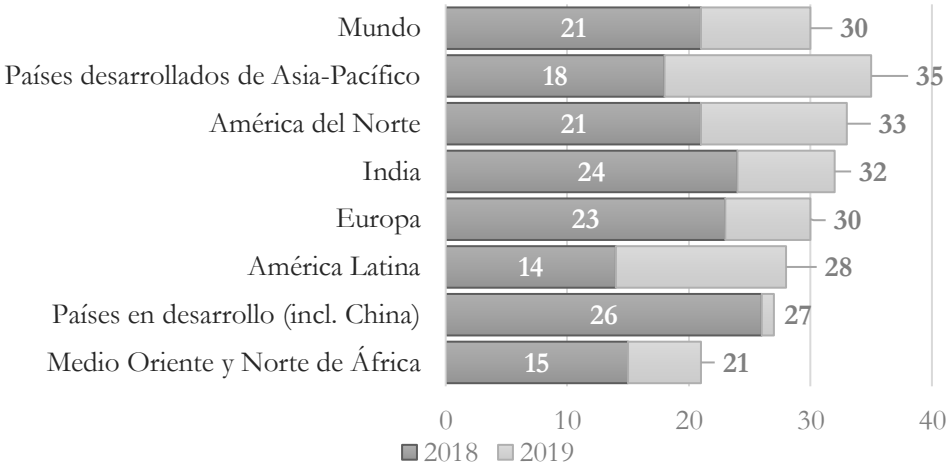


Fuente: AI Index.

¹⁴⁰ La información presentada por McKinsey & Company es sobre América Latina y la de Cognilytica es sobre América del Sur.

En la encuesta de McKinsey & Company, se muestra qué porcentaje de empresas han incorporado capacidades de inteligencia artificial en el menos una función o unidad de negocios (gráfica 4.3) y en múltiples funciones o unidades de negocios (gráfica 4.4). Según la información de esta consultora, en 2019 58% de las empresas en América Latina habían incorporado capacidades de inteligencia artificial en al menos una función o unidad de negocios y 28% lo habían hecho en dos o más. Además, destaca el acelerado crecimiento en la adopción de esta tecnología por parte de las empresas latinoamericanas. Según la información de esta consultora, América Latina se ubica en la media mundial en adopción de la inteligencia artificial y la brecha que la separa de las regiones líderes en la implementación de esta tecnología es reducida. Llama la atención que según McKinsey & Company, en 2019 la adopción de al menos un uso de la inteligencia artificial por parte de las empresas latinoamericanas es idéntica a la de las empresas europeas.

Gráfica 4.4. Porcentaje de empresas que han incorporado capacidades de inteligencia artificial en múltiples funciones o unidades de negocios, por región. 2018-2019

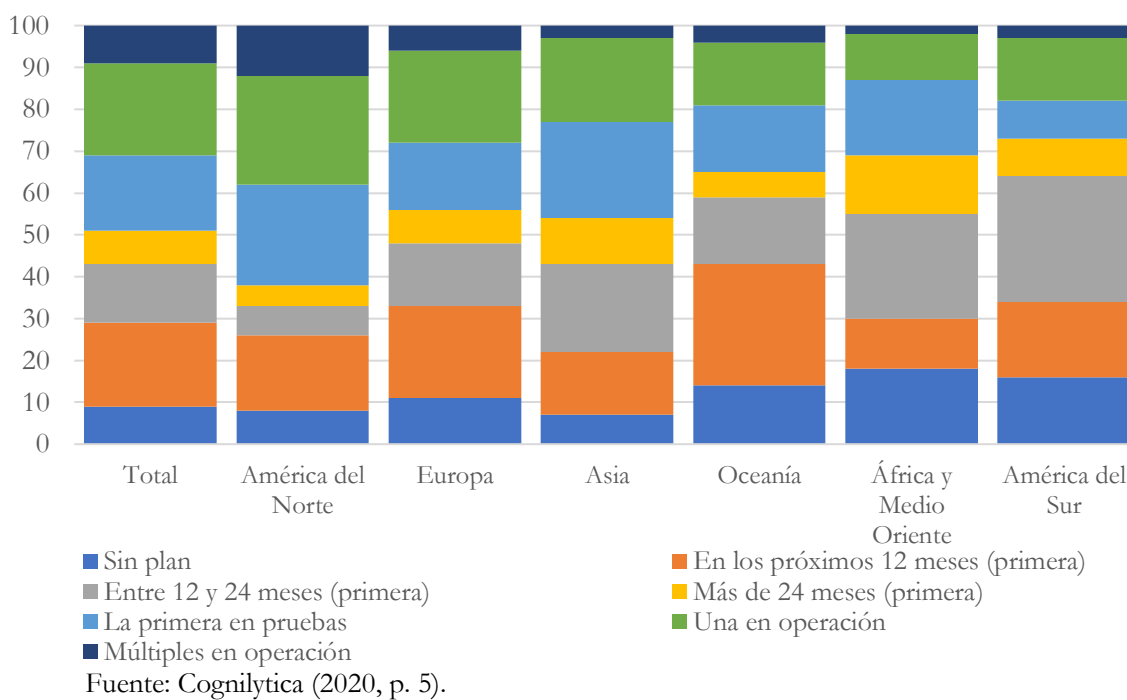


Fuente: AI Index.

Según la información de McKinsey & Company la adopción de la inteligencia artificial tiende a ser homogénea entre las distintas regiones del mundo. Como indicamos en el capítulo II, aunque los resultados del informe de McKinsey & Company son los mejores disponibles sobre la adopción de la inteligencia artificial, deben ser tomados con reserva, pues tienden a presentar la adopción de la inteligencia artificial como si se tratara de un fenómeno generalizado y homogéneo cuando en realidad sucede de manera altamente concentrada y polarizada en las

grandes empresas, especialmente en sus usos más complejos.¹⁴¹ Esta sobrerrepresentación del gran capital parece ser particularmente notoria en los datos que se presentan sobre América Latina, pues a partir de lo que hemos dicho sobre la calidad de las infraestructuras, las condiciones de acceso a las tecnologías digitales, etc., resulta bastante dudoso que el nivel de adopción de la inteligencia artificial entre las empresas latinoamericanas sea el mismo que en las europeas.

Gráfico 4.5. Estado y planes de la adopción de la inteligencia artificial por región. 2020
Porcentaje



Por su parte, la encuesta de Cognilytica (2020) muestra que la adopción de la inteligencia artificial por las empresas en América del Sur es mucho más moderada: en 2020 18% de las empresas en esta región usaban la inteligencia artificial en al menos una función y 3% la usaban en dos o más funciones (con lo cual el nivel de adopción sería tres y nueve veces inferior a lo reportado por McKinsey, respectivamente). En América del Sur, 16% de las empresas encuestadas por esta consultora no tenían planes de adoptar la inteligencia artificial. Esto contrasta con lo que sucede

¹⁴¹ Como indicamos previamente, incluso en el país sede de las mayores corporaciones de tecnologías digitales, Estados Unidos, existe una notable diferencia en la adopción de la inteligencia artificial entre pequeñas empresas (Zolaz *et al.*, 2020) y las grandes empresas encuestadas por McKinsey.

en América del Norte, la región líder en adopción, donde 38% de las empresas ya usan inteligencia artificial en al menos una función y 12% lo hacen en dos o más funciones (la brecha sería mucho más amplia que la reportada por McKinsey). Según la información de Cognilytica, América del Sur es la segunda región más rezagada en el mundo en la adopción de la inteligencia artificial, sólo después de África y Medio Oriente.

La información disponible sobre adopción de la inteligencia artificial en América Latina es bastante restringida y, al mismo tiempo, muy contrastante según la fuente que se consulte. Para llevar a cabo análisis más amplios, es preciso disponer de información más detallada y consistente sobre el nivel de adopción de la inteligencia artificial en América Latina y los países que la conforman, sobre el tipo de empresas que la implementan (tamaño e industria), así como sobre sus usos específicos.

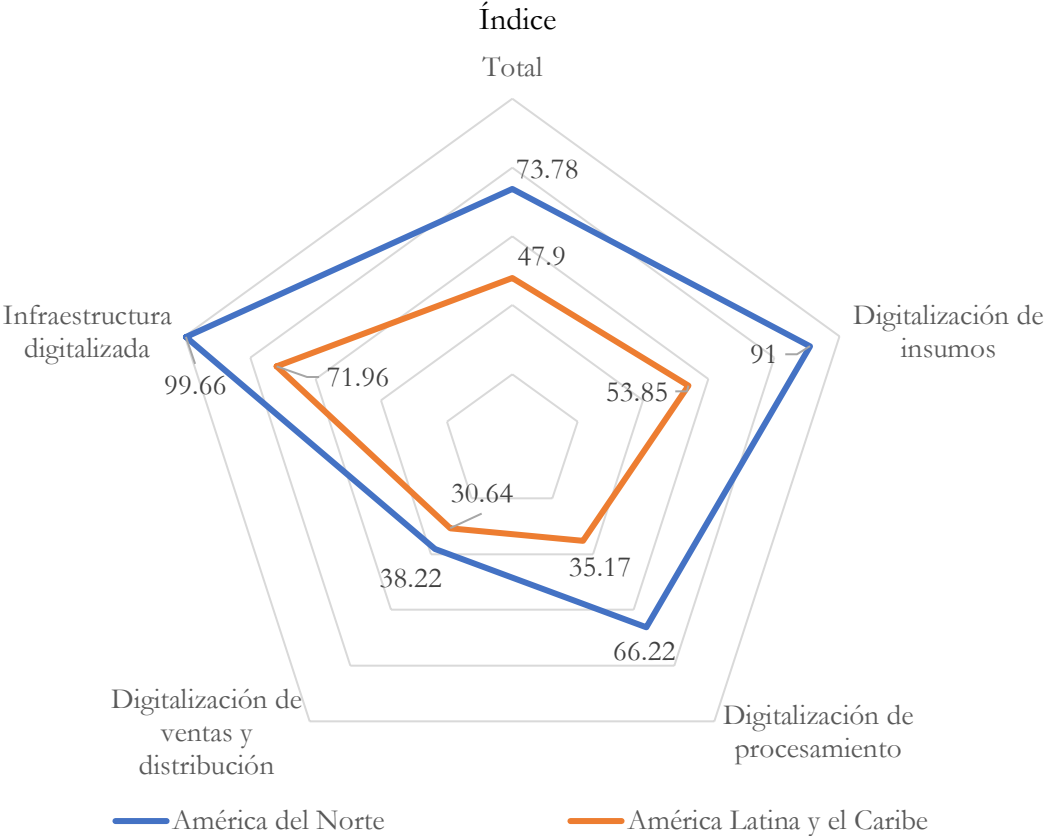
Para concluir con el tema de las condiciones para la adopción de la inteligencia artificial en América Latina, presentamos la información del índice de digitalización de la producción de CAF. El Índice de digitalización de la producción es uno de los componentes del Índice de desarrollo del ecosistema digital (IDED) elaborado por CAF –antes, Corporación andina de fomento–, un banco multilateral de desarrollo de América Latina. El índice de digitalización de la producción es el componente del IDED mediante el cual se miden y evalúan las condiciones de adopción de las tecnologías digitales por parte de las empresas en los distintos países de América Latina. El Índice de digitalización de la producción considera cuatro elementos sobre la digitalización de las empresas: calidad de la infraestructura digital, digitalización de los insumos, del procesamiento y de las ventas.¹⁴² A partir de la evaluación de estos cuatro aspectos, presenta un valor total que sintetiza las condiciones existentes para la adopción de las tecnologías digitales

¹⁴² Una vez mencionados los elementos que componen el índice al que hacemos referencia, es importante precisar que lo que el índice denomina “digitalización de la producción” no es propiamente tal. En realidad, de lo que da cuenta dicho índice es de la digitalización de las empresas, no de la producción inmediata, pues el uso de la banca electrónica, la digitalización de las ventas, de la distribución, de las compras, del contacto con los clientes, etc., no constituyen en rigor una digitalización de la producción, sino de la primera y segunda fases de la circulación en el ciclo de los capitales o de procesos administrativos al interior de las empresas. Atendiendo a estas consideraciones, en adelante se hablará de digitalización de las empresas, no de digitalización de la producción, salvo cuando se haga referencia al índice de CAF.

por parte de las empresas. La información se presenta en números índices, donde el número cero significa nula preparación para la digitalización y el número 100 significa plena preparación para la digitalización. Si bien este índice no se refiere específicamente a la adopción de la inteligencia artificial, sintetiza indicadores sobre las condiciones que constituyen la base para su implementación.

En el gráfico 4.6 se compara el índice de digitalización de la producción y sus componentes para América Latina respecto de América del Norte, la región que se ubica en la vanguardia de la digitalización. En el anexo se reúne la información del índice de digitalización de la producción por regiones del mundo (cuadro A.13) y en los países de América Latina (cuadro A.14).

Gráfico 4.6. Índice de digitalización de la producción. 2015



Fuente: CAF, Índice de desarrollo del ecosistema digital.

Como se observa en el gráfico 4.6, el rezago de América Latina respecto de América del Norte –la región más avanzada en la digitalización de las empresas– es muy amplio en todos los

componentes del índice, salvo en la digitalización de la distribución y las ventas. En el índice total, América Latina tiene un rezago de 25.9 puntos. Las áreas con mayor rezago en la digitalización de las empresas latinoamericanas son la digitalización de los insumos (37.1 puntos de diferencia en el índice), la digitalización del procesamiento (31 puntos de diferencia) y la infraestructura digitalizada (27.7 puntos de diferencia en el índice).¹⁴³

Al interior de América Latina hay notables diferencias en el índice de digitalización de las empresas: mientras que el valor total del índice en países como Colombia (78.8) y Chile (73.7) es muy elevado, similar al de América del Norte, en países como Nicaragua (12) o Haití (4.8) la digitalización de las empresas es muy limitada.

Por otra parte, estudiosos del “ecosistema digital” en América Latina como Raúl Katz, Fernando Callorda y Juan Jung (2020), reconocen que hay diferencias muy significativas en el grado de adopción de las tecnologías digitales según el tamaño de las empresas. Estos autores apuntan que “más allá del acceso a Internet” para revisar precios de los proveedores o para contactar por correo electrónico a sus clientes, “una porción importante de empresas (principalmente PyMES) no ha incorporado la tecnología en su cadena de aprovisionamiento” ni en actividades de mayor complejidad (Katz, Callorda y Jung, 2020: 144)

Cepal (2020), por su parte, en un balance sobre la “preparación para la producción del futuro” en el marco de la pandemia por de la Covid-19, señala que en el mundo

se identifican tres conjuntos de países: i) los muy bien posicionados para apropiarse del máximo beneficio de estas tecnologías, categoría en la que se encuentran los países desarrollados y algunos países del sudeste asiático; ii) países en una posición intermedia, como México, que cuentan con una estructura productiva que les permitiría explotar de mejor manera el potencial de las tecnologías digitales, pero carecen de los factores adecuados para hacerlo, como la capacidad de innovación y el capital humano, y iii) la mayor parte de los países de América Latina y el Caribe, que se encuentran en una posición de escaso acceso a las nuevas tecnologías y en situación de gran riesgo ante los efectos del avance tecnológico (Cepal, 2020: 15).

¹⁴³ Al respecto, Katz Callorda y Jung (2020: 144) consideran que “la región presenta falencias en lo que respecta a la asimilación de tecnología [digital] en procesos productivos, en particular en las cadenas de aprovisionamiento”.

A partir de lo anterior, podemos concluir que el rezago en la digitalización de las empresas en América Latina sienta las bases para que la adopción de los sistemas de inteligencia artificial al interior de la región sea muy desigual y polarizada; en la mayoría de los países de la región, la adopción de dicha tecnología por las empresas –principalmente, por las pequeñas y medianas empresas– será nula o muy tardía.

6. Implicaciones para la reproducción del capital en América Latina

En los apartados precedentes hemos mostrado dos procesos. En primer lugar, que las posibilidades de adopción y uso de la inteligencia artificial en América Latina están limitadas y condicionadas por la situación tecnológica, productiva e infraestructural existente en la región. En segundo lugar, el control que ejercen las corporaciones transnacionales, en particular las que tienen sede en Estados Unidos, sobre todos los ámbitos clave para la implementación de la inteligencia artificial en América Latina. Al considerar estos dos procesos en su conjunto, podemos concluir que en el incipiente proceso de adopción de la inteligencia artificial en la región –con sus infraestructuras de baja calidad, su incapacidad de innovar, su dependencia tecnológica– no es simplemente una situación de rezago en el uso de las tecnologías –aunque dicho rezago, por supuesto, existe. Por el contrario, lo que está en juego es la construcción de una jerarquía en las formas de reproducción y de apropiación en el sistema mundial, basada en definición del patrón tecnológico general y la centralización de las fuentes de las ganancias extraordinarias.

A partir de estas tendencias que hemos identificado, pasemos ahora a considerar brevemente el impacto previsible de la inteligencia artificial en la reproducción del capitalismo en América Latina. Para evaluar este impacto, retomo del concepto de “patrón de reproducción de capital”, formulado por Ruy Mauro Marini (1982) y trabajado con profundidad por Jaime Osorio (2004, 2016). El concepto de patrón de reproducción de capital constituye una propuesta teórica y de método que integra el análisis del valor de uso y el valor, al tiempo que permite reflexionar de forma unitaria sobre los procesos de producción y circulación. Por el nivel de abstracción en que se ubica, este concepto permite indagar las especificidades de la reproducción del capital en espacios y tiempos determinados. En particular, retomo la propuesta de Osorio de partir de la fórmula del ciclo del capital-dinero ($D - M < \frac{M_p}{F_t} \dots P \dots M' - D'$, planteada por Marx en la sección primera del libro segundo de *El capital*) para “seguir las huellas y rumbos del

capital en su reproducción” (Osorio, 2004: 41). En este caso, nuestro objetivo es analizar el impacto de la inteligencia artificial en la reproducción del capitalismo en América Latina. Seguiremos, por tanto, las metamorfosis del capital en cada una de estas fases en lo que respecta a la inteligencia artificial.

Partamos de señalar que en la fase actual de la mundialización capitalista, en América Latina impera un patrón de reproducción del capital cuyas características distintivas son: 1) su vocación exportadora, es decir, que el espacio más importante y dinámico de realización de las mercancías producidas es el mercado exterior; 2) la especialización productiva, pues son unas pocas las actividades que se constituyen como ejes de la acumulación —aquellas con mayor peso y dinamismo en la reproducción, que la articulan y le imprimen un sentido específico—;¹⁴⁴ y 3) por el predominio del gran capital, sobre todo de las corporaciones transnacionales, en los ejes de la acumulación. A esta forma de reproducción del capital en la región se le conoce como patrón exportador de especialización productiva (Osorio, 2016). El uso de la inteligencia artificial en la región se inscribe en este patrón de reproducción del capital e incide sobre él. Por tanto, su impacto debe considerarse en el marco de esta forma de reproducción del capital.

Siguiendo el ciclo del capital, debemos responder en primer lugar quién invierte y de qué escala son las inversiones necesarias para la implementación de la inteligencia artificial. Como hemos indicado con anterioridad, la rentabilidad que resulta de la adopción de la inteligencia artificial está directamente relacionada con la profundidad y amplitud con que los capitales la usen. En consecuencia, por la escala de las inversiones necesarias para adoptar esta tecnología de manera rentable y para implementarla en sus usos más complejos, quienes están situados en una mejor posición son el gran capital nacional y extranjero. Las empresas pequeñas y medianas podrán comprar usos sencillos y genéricos de inteligencia artificial a las empresas de cómputo en la nube (por ejemplo, publicidad personalizada, comercio electrónico, o alguna forma de reconocimiento facial), pero el impacto sobre la productividad será limitado y quienes controlarán las capacidades de inteligencia artificial no serán estos pequeños capitales sino las

¹⁴⁴ La especialización productiva implicó el abandono de los proyectos nacionalistas de industrialización integral que —con todos sus límites— caracterizaron a la región en el tercer cuarto del siglo XX y el paso a una industrialización parcial, subordinada a las necesidades de acumulación del gran capital local y de los grandes capitales con sede en los países capitalistas altamente desarrollados.

proveedoras de servicios en la nube. En estas condiciones, dos de las características más importantes de la adopción de las aplicaciones más complejas de la inteligencia artificial –en particular de las que están vinculadas a los procesos de producción– serán una elevada centralización y una difusión limitada, lo que contribuirá a profundizar la centralización del capital. Este uso concentrado y desigual tenderá a ampliar la brecha de productividad que separa a los grandes capitales que implementan tecnologías avanzadas de los pequeños capitales. Las tendencias anteriores se verán reforzadas por la apropiación de ganancias extraordinarias en manos de los grandes capitales que implementen esta tecnología en primer lugar.

El dinero que los capitalistas invierten se metamorfosea en dos tipos de mercancías: medios de producción¹⁴⁵ y fuerza de trabajo. Consideremos en primer lugar la compra de medios de producción. Como hemos visto, los elementos clave para el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial son producidos en otras regiones del mundo: los chips especializados, los algoritmos de aprendizaje automático, las innovaciones tecnológicas. En consecuencia, el atraso tecnológico de América Latina y la incapacidad de producir estas tecnologías estratégicas que son el soporte de la inteligencia artificial orillan a los capitales en la región a estar siempre en una posición de compradores y convierten a Latinoamérica en una región dependiente tecnológicamente y crónicamente importadora. La importación de estas mercancías complejas –resultantes de procesos de producción con alta composición de capital y elevada productividad– que sirven como medios de producción involucra múltiples formas de transferencias de plusvalor y de ganancias.¹⁴⁶ Lo que en un polo son transferencias de plusvalor, pago de regalías, pago de licencias de uso, etc., en el otro polo implica la apropiación de ganancias extraordinarias –que autores como Ernest Mandel y Bolívar Echeverría llaman “renta tecnológica”– producto de su superioridad tecnológica. Las transferencias de plusvalor impactan en las condiciones de reproducción en ambos polos: en los capitales, ramas industriales y países que transfieren plusvalor, socavan las condiciones para la acumulación y acrecientan el impulso para apropiarse de más valor mediante la superexplotación de la fuerza de trabajo; en los capitales, ramas industriales y países que se apropian como ganancias de más plusvalor que el que explotaron a

¹⁴⁵ Uso aquí el concepto medios de producción en un sentido amplio, que incluye también a los medios de trabajo usados para la circulación de mercancías, etc.

¹⁴⁶ Sobre las transferencias de plusvalor en el comercio internacional y otras formas de transferencias de plusvalor, véase Osorio y Reyes (2020).

“sus” trabajadores, se generan las condiciones para sostener y reproducir su superioridad tecnológica y su liderazgo económico.

Adicionalmente, como hemos visto, los principales proveedores de cómputo en la nube, que es la infraestructura más importante para la inteligencia artificial, son grandes corporaciones estadounidenses como Amazon, Microsoft y Google. El uso de la inteligencia artificial en América Latina –y en todo el hemisferio occidental– implicará el uso intensivo de esas infraestructuras, lo que se traducirá en ingentes ganancias para esas corporaciones y probablemente en una centralización aún mayor de la capacidad de procesamiento.

Además de comprar el elemento objetivo del proceso de trabajo, los medios de producción, los capitalistas deben comprar el elemento subjetivo, la fuerza de trabajo. En relación a la fuerza de trabajo y su compra-venta, el impacto de la inteligencia artificial en América Latina es triple. En primer lugar, habrá una demanda limitada de trabajadores altamente calificados, principalmente para trabajar en las corporaciones transnacionales que operan en la región y para el gran capital doméstico. Los trabajadores con calificaciones mayores y más complejas seguirán migrando hacia los centros de innovación, alimentando la diáspora a la que hicimos referencia con anterioridad. En segundo lugar, la implementación de la inteligencia artificial llevará a la automatización de algunas funciones, a la expulsión de los trabajadores que llevaban a cabo esas actividades, a la descalificación de los procesos de trabajo y a una ampliación de la sobrepoblación relativa. Por último, la ampliación de la población excedente y la simplificación de las labores que resultan de la automatización por la incorporación de estas nuevas tecnologías, generan las condiciones para el abaratamiento de la fuerza de trabajo y el agravamiento del impulso de los capitalistas por pagar la fuerza de trabajo por debajo de su valor.

En la nueva vuelta de tuerca a la ley general de la acumulación capitalista que la implementación de la inteligencia artificial provoca, el incremento en la capacidad productiva del trabajo social no puede implicar sino un aumento en la explotación y en la exclusión; la creciente acumulación de capital y de riqueza se traduce en una miseria más profunda y generalizada.¹⁴⁷

¹⁴⁷ Esta es, nos dice Marx, la “ley general, absoluta, de la acumulación capitalista”: “la acumulación de riqueza en un polo es al propio tiempo, pues, acumulación de miseria, tormentos de trabajo, esclavitud,

Incluso en los países con mayor nivel de desarrollo capitalista, la adopción de la inteligencia artificial en los procesos de producción ha sido lenta, parcial y polarizada. En América Latina, estas características serán aún más pronunciadas debido a las condiciones existentes de las infraestructuras digitales y a los rasgos distintivos del patrón de reproducción del capital vigente.

La adopción de las nuevas tecnologías en los procesos de producción no es homogénea; depende de su importancia y de su jerarquía en la reproducción del conjunto del sistema.¹⁴⁸ En América Latina, los procesos de producción más proclives a incorporar la inteligencia artificial serán aquellos que constituyen los ejes de la acumulación en el patrón exportador de especialización productiva, con mayor complejidad tecnológica y en los cuales tiene predominio el gran capital local y transnacional.

El uso concentrado de la inteligencia artificial tenderá a ampliar los diferenciales de productividad al interior de los países de América Latina y llevará a la coexistencia de unas pocas empresas e industrias con una productividad y competitividad muy superior a la media que usan sistemas de inteligencia artificial con otras que emplean métodos de producción atrasados. En ese sentido, la adopción de la inteligencia artificial tendrá un gran impacto en las sociedades de la región al profundizar la modernización polarizada por la que ha atravesado Latinoamérica en las décadas más recientes.

La implementación concentrada de la inteligencia artificial en los procesos de producción por unos cuantos capitales –y la concomitante reducción del valor y el precio de las mercancías– acrecentará el impulso de los capitales con menor desarrollo tecnológico para compensar la reducción del valor de las mercancías mediante la reducción del precio de la fuerza de trabajo

ignorancia, embrutecimiento y degradación moral en el polo opuesto, esto es, donde se halla la clase que *produce su propio producto como capital*” (Marx, 2011, t. I, vol. 3, p. 805).

¹⁴⁸ “Los nuevos procesos tecnológicos no se introducen de manera homogénea o bien porque en relación a su costo resultan superfluos para algunas fases o porque basta introducirlos en fases estratégicas para alcanzar los resultados de la producción y control esperados” (Ceceña, 1990).

por debajo de su valor, dado que “la explotación *ilimitada* de fuerzas de trabajo baratas constituye el único fundamento de su capacidad de competir” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 579).¹⁴⁹

Así, la implementación de la inteligencia artificial puede conducir a una mayor explotación de la fuerza de trabajo, de dos maneras simultáneas. En primer lugar, en los capitales que incorporan la tecnología de vanguardia, mediante un aumento en la productividad e intensidad del proceso de trabajo, lo que se traduce en la producción de plusvalor extraordinario y en una mayor tasa de plusvalor. En el capitalismo dependiente, la producción de plusvalor extraordinario depende de la tecnología extranjera y suele concentrarse en los ejes de la acumulación del capital con predominio del capital transnacional.¹⁵⁰ En segundo lugar, en los capitales tecnológicamente rezagados, mediante el aumento en la intensidad del proceso de trabajo y en la duración de la jornada laboral, así como por el pago de la fuerza de trabajo por debajo de su valor diario. Mediante el recurso a la superexplotación de la fuerza de trabajo, los capitalistas con condiciones tecnológicas atrasadas buscan compensar las transferencias de plusvalor, paliar su menor productividad frente a los capitales que han incorporado la nueva tecnología, así como aumentar su producción y apropiación de valor.

Aun cuando los capitalistas que usan tecnologías atrasadas echen mano de la superexplotación de la fuerza de trabajo para intentar sortear los límites que dicho atraso les impone, un efecto de la incorporación de las nuevas tecnologías –en este caso, de la inteligencia artificial– en la competencia intercapitalista puede ser llevar a la ruina a los capitales de menor tamaño que no pueden incorporar las nuevas tecnologías, lo que conduce a una centralización del capital aún mayor.

¹⁴⁹ En el mismo sentido, Marx apuntaba sobre el uso de la maquinaria y la competencia intercapitalista: “además de la rivalidad que esa lucha provoca en cuanto al uso de la maquinaria perfeccionada, sustitutiva de fuerza de trabajo, y a la aplicación de nuevos métodos de producción, se llega siempre a un punto en que se procura abaratar la mercancía mediante la *reducción violenta del salario por debajo del valor de la fuerza de trabajo*” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 551).

¹⁵⁰ Al respecto, Diógenes Moura considera que “en los países dependientes el plusvalor extraordinario no es un fenómeno derivado del desarrollo de las fuerzas productivas a nivel interno, sino que se concentra en los sectores de capital extranjero o asociaciones de capital nacional y foráneo: es por tanto, dependiente tecnológicamente del capitalismo central” (Moura, p. 85).

La implementación de la nueva tecnología por el gran capital doméstico y transnacional da pie a modalidades diferenciadas de explotación y superexplotación de la fuerza de trabajo. Si en el capitalismo en general la incorporación del desarrollo tecnológico y el aumento en la capacidad productiva del trabajo implican un aumento en la explotación, en el capitalismo dependiente “el aumento de la productividad del trabajo [...] acarrea un aumento de la superexplotación” (Marini, 1974: 99) en sus distintas formas. El impacto de la superexplotación no se limita al proceso de producción, sino que tiene consecuencias en el conjunto del proceso de reproducción del capital.

En términos capitalistas, la incorporación de las nuevas tecnologías en los procesos de producción y circulación debe contribuir al abaratamiento de las mercancías; su implementación efectiva está condicionada por este objetivo. En ese sentido, en América Latina suceden dos procesos simultáneos. Por un lado, para las empresas pequeñas y medianas y en las actividades con menor dinamismo, el bajo nivel de los salarios imperante en los países de la región y la posibilidad de recurrir de manera sistemática al pago de la fuerza de trabajo por debajo de su valor pueden ser obstáculos para la adopción de la inteligencia artificial, pues de manera análoga a lo que ha sucedido con otras tecnologías en la historia del capitalismo, el uso de la nueva maquinaria resulta inaccesible y podría encarecer la producción.¹⁵¹ Por otra parte, el gran capital local y transnacional puede combinar el uso de la inteligencia artificial con el pago de salarios que violan el valor de la fuerza de trabajo y así reducir el precio de las mercancías respecto de lo que sucede en los países con mayor nivel de desarrollo capitalista.

Llegados a este punto conviene insistir en algo que señalamos con anterioridad, a propósito del desarrollo tecnológico y la innovación en América Latina. El desarrollo de las fuerzas productivas de vanguardia en el sistema mundial está muy polarizado y concentrado en ciertos capitales y Estados nacionales. En las economías dependientes, con un menor nivel de desarrollo capitalista, los capitalistas individuales no tienen los mismos medios ni los incentivos

¹⁵¹ “La caída del salario por debajo del valor de la fuerza de trabajo impide el uso de la maquinaria y lo hace superfluo” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 479). En el mismo sentido, a propósito de la Inglaterra del siglo XIX, Marx señalaba: “el ‘miserable’ [...] que ejecuta ese trabajo recibe como pago una parte tan ínfima de su labor, que la maquinaria *encarecería* la producción desde el punto de vista el capitalista” (Marx, 2011, t. I, vol. 2, p. 480).

para acrecentar su producción y apropiación de valor mediante el desarrollo tecnológico. Para las clases dominantes de los países dependientes basta con adquirir tecnología extranjera y con elevar la masa de valor producida y apropiada echando mano de la superexplotación de la fuerza de trabajo y, en particular, de la intensificación de los procesos laborales.¹⁵² La reproducción del capital basada en la superexplotación de la fuerza de trabajo constituye un obstáculo para un desarrollo endógeno de las fuerzas productivas. Por tanto, el impulso “progresista” del capitalismo como sistema histórico consistente en desarrollar la tecnología para elevar la productividad del trabajo no es el mismo en los distintos territorios que conforman al sistema mundial.

Otra pregunta relevante es ¿a qué mercados se dirigen las mercancías producidas con tecnologías de inteligencia artificial? Como la inteligencia artificial se implementará en primera instancia y de manera preponderante en los sectores que son ejes de la acumulación en el patrón exportador de especialización productiva, las mercancías producidas mediante el uso de esta tecnología tendrán como su espacio de realización más importante y dinámico el mercado externo. Por otra parte, como hemos señalado, al automatizar numerosas funciones la implementación de la inteligencia artificial provocará una ampliación de la sobrepoblación relativa y una reducción de los salarios; al disminuir la masa salarial, la capacidad de consumo y el mercado interno se verán restringidos, lo que acarreará problemas de realización y traerá consigo la posibilidad de crisis.

El mayor acceso de la población de América Latina a las tecnologías digitales está fuera de duda. Sin embargo, es importante tener presente que esto sucede en las condiciones que hemos descrito: ninguno de los componentes estratégicos es producido en la región; estas mercancías complejas, resultantes de procesos de producción con alta composición de capital, deben ser importadas masivamente, lo que implica transferencias de plusvalor; las infraestructuras son de baja calidad y obstaculizan los usos más complejos de las tecnologías; los

¹⁵² En relación con la importación de nuevas tecnologías en el capitalismo dependiente, Marini (1974: 71) sostenía: “incidiendo sobre una estructura productiva basada en la mayor explotación de los trabajadores, el progreso técnico hizo posible al capitalista intensificar el ritmo de trabajo del obrero, elevar su productividad y, simultáneamente, sostener la tendencia a remunerarlo en proporción inferior a su valor real”.

eslabones clave de la extracción de datos y el procesamiento en la nube son controlados por las grandes corporaciones de tecnologías digitales con sede en Estados Unidos.

Los usos más extendidos de la inteligencia artificial serán aquellos más simples vinculados a los servicios de internet y que sirven para la extracción masiva de datos mediante la vigilancia ubicua de territorios y poblaciones por parte de las corporaciones: la oferta de publicidad personalizada en Google, las sugerencias de grupos en Facebook, entre otras. Otras aplicaciones masivas de la inteligencia artificial, como la instalación de cámaras con tecnologías de reconocimiento facial en el metro de Ciudad de México o las recientes aplicaciones de seguimiento personal para detectar los contagios de Covid-19, también pueden servir a prácticas autoritarias por parte de los Estados.

Un amplio porcentaje de la población en América Latina participará del consumo de servicios con inteligencia artificial, pero su impacto será concentrado y en usos simples y muy acotados, principalmente en la vigilancia de los usuarios en las plataformas digitales para fines corporativos y potencialmente para el autoritarismo estatal. Los usos más complejos de la inteligencia artificial estarán muy concentrados en determinados segmentos productivos – principalmente, en sectores para la exportación dominados por el gran capital local y transnacional– y en el consumo de la “esfera alta” de la circulación por la baja calidad de las infraestructuras y por la reducida capacidad de compra de la mayoría de la población resultante de su condición de superexplotados o excluidos.

Como es propio del capitalismo dependiente, las contradicciones inherentes a la producción capitalista se exacerban al límite con el avance en el desarrollo de las fuerzas productivas. Contrario a lo que sostienen el discurso liberal y empresarial, la difusión de la inteligencia artificial en América Latina no será una “revolución productiva”, sino una profundización del patrón de reproducción polarizado y excluyente que se organiza en torno al gran capital nacional y extranjero.

CONCLUSIONES

I

En la inteligencia artificial, el conocimiento social como fuerza productiva inmediata ha alcanzado su grado más alto y su forma más compleja. Con ésta, la objetivación de las capacidades humanas en los objetos tecnológicos –esos “órganos de la actividad humana” a través de los cuales se prolonga la capacidad productiva del trabajo social (Marx, 2011, t. I, vol. 1, p. 217)– alcanza ámbitos que hasta ahora habían permanecido inaprehensibles: los sistemas de inteligencia artificial son los primeros sistemas tecnológicos en los cuales se han objetivado las capacidades de aprendizaje y de mejoramiento adaptativo de sus capacidades por encima de aquellas con que fueron producidos inicialmente. De esta manera, a diferencia de todas las tecnologías previas –incluidas las que hasta ahora han formado parte del paradigma electroinformático, que sirven como su base técnica de funcionamiento–, la inteligencia artificial representa no sólo un avance en la automatización, sino también un salto en la capacidad de mejoramiento autónomo y adaptativo de las funciones que se automatizan.

II

Como toda tecnología, la inteligencia artificial es un producto social en el cual se materializan determinadas relaciones sociales, intereses, objetivos, etc., históricamente determinados. La relación social preponderante –entre algunas otras relaciones en juego– que determina la configuración actual de la inteligencia artificial y sus usos posibles es la relación social capitalista. La inteligencia artificial *es un producto de y se encuentra subsumida a* la lógica del capital: a la necesidad de valorizar el valor –visto desde el “capital en general”– y de incorporar los avances de la ciencia en el proceso de acumulación para la apropiación de ganancias extraordinarias –a nivel de los capitales individuales en competencia. La inteligencia artificial se inscribe en el marco de la modernidad capitalista y reproduce en escala ampliada las relaciones de explotación y dominio que la constituyen.

III

La importancia de la inteligencia artificial radica, además, en que al ser simultáneamente una tecnología genérica y una tecnología de vanguardia, es un motor en el desarrollo de las fuerzas productivas. De esa manera, tiende a reconfigurar las modalidades materiales y sociales del

proceso de acumulación, así como a redefinir los límites históricos de apropiación de valor, de subsunción de la vida social bajo el capital, etcétera.

IV

La inteligencia artificial es una tecnología con un firme anclaje material. Aunque en algunas de sus aplicaciones aparece como una inteligencia incorpórea –como en Siri de Apple o Echo de Amazon– y aun cuando en los términos con que se habla sobre ella se le presenta como algo etéreo –por ejemplo, con las referencias a la “nube”–, su funcionamiento sólo es posible por el despliegue de un complejo tecnológico de escala planetaria. En cada uno de los procesos necesarios para su funcionamiento –desde la producción de sus condiciones técnicas hasta su desecho, pasando por la extracción, almacenamiento y procesamiento de datos–, la inteligencia artificial implica un uso intensivo de materia y energía, así como su transformación mediante procesos de producción. Su soporte material comprende tanto aglomeraciones de equipos y de complejos programas informáticos como ingentes masas de trabajadores desplegados por todo el mundo.

V

La inteligencia artificial es resultado de la socialización objetiva de los procesos de trabajo más compleja y de mayor escala en la historia. La inteligencia artificial es una fuerza objetivada del conocimiento y del trabajo social; es un producto de las capacidades del “trabajador colectivo”. Esta tecnología es subsidiaria de las capacidades humanas y depende de éstas. Su puesta en funcionamiento es resultado tanto de los saberes y los procesos de producción más calificados y especializados que existen en la actualidad –la producción de microprocesadores especializados en aprendizaje automático, el diseño de métodos de procesamiento de datos que pueden modificar autónomamente sus parámetros, entre otros–, como de algunos procesos de trabajo extenuantes –como la excavación de cobalto–, que provocan la muerte prematura de quienes los realizan –por ejemplo, la minería de estaño en Indonesia– y de procesos de trabajo simples y tediosos –como el etiquetado de objetos en fotografías. La inteligencia artificial en su forma actual y las potencias que representa para la automatización sólo son posibles por la convergencia de estos procesos de trabajo tan disímiles en términos materiales y sociales.

A la vez que la inteligencia artificial implica importantes potencialidades y avances para la automatización, involucra la socialización objetiva de procesos de trabajo heterogéneos y en escala planetaria. Captar este doble movimiento –por un lado, inéditas capacidades para la automatización del trabajo; por otro, socialización objetiva de una miríada de procesos de trabajo heterogéneos– permite matizar las afirmaciones según las cuales la inteligencia artificial traería consigo el “fin del trabajo”.

En consecuencia, a contrapelo de lo que las narrativas hegemónicas sobre esta tecnología señalan, la inteligencia artificial no es inmaterial y es subsidiaria de las capacidades físicas e intelectuales del “trabajador colectivo”.

VI

Los datos digitales son la condición más importante para la incesante ampliación y mejoramiento de las capacidades de los sistemas de inteligencia artificial. Los datos son a la vez condición y resultado del funcionamiento de dichos sistemas. Las tecnologías digitales permiten registrar en forma de datos de manera cada vez más detallada las informaciones estratégicas –sobre el mundo físico y sobre las prácticas sociales– para la reproducción del capitalismo. Lejos de ser una representación neutral del mundo, los datos digitales son una abstracción y reducción de los contenidos cualitativos de la existencia a código binario para hacerlos conmensurables, computables e instrumentalizables. Todo aquello que es relevante para la reproducción del capitalismo es o tiende a ser traducido en forma de datos con el objetivo de servir a la maximización de la valorización y a la concentración en el ejercicio del poder. La “datificación” del mundo, propia del capitalismo digital y que alcanza su forma más acabada con la inteligencia artificial, se asemeja a la lógica del trabajo abstracto en que tiende a reducir todos los contenidos concretos de las existencias a una abstracción indiferenciada, autorreferencial y con un permanente impulso expansivo.

VII

Dos dinámicas de funcionamiento características de las tecnologías digitales son los llamados “efectos de red” y las economías de escala. Estas dos dinámicas se exageran en la inteligencia artificial. En la manera en que los hemos conceptualizado, los efectos de red se refieren a la capacidad concentrada en las corporaciones –específicamente, en las plataformas digitales– para

extraer datos, procesarlos, usarlos para que sus sistemas de inteligencia artificial mejoren paulatinamente su desempeño, ofrezcan productos y servicios de mejor calidad, atraigan más usuarios y de esa manera acrecienten sus ganancias. Por otra parte, hay dos tipos de economías de escala de gran relevancia para la inteligencia artificial: 1) en la inversión en la capacidad de cómputo necesaria para soportar el procesamiento de grandes volúmenes de datos; y 2) las economías de escala en investigación y desarrollo. Los efectos de red y las economías de escala se conjugan en una espiral que refuerza el liderazgo de ciertas empresas y lo fortalece paulatinamente conforme se realizan las economías de escala y los efectos de red. Ambas dinámicas definen una situación en la cual las capacidades de inteligencia artificial estarán altamente centralizadas en unas pocas corporaciones. Ambas características conducen a que las corporaciones líderes en inteligencia artificial centralicen los medios para la obtención de ganancias y afiancen su dominio sobre esa tecnología. La concentración de las capacidades de inteligencia artificial en un puñado de corporaciones no es un resultado anómalo, sino consustancial al funcionamiento de esta tecnología. De ahí que las ideas sobre un “uso generalizado” de la inteligencia artificial resulten equívocas.

VIII

Las características distintivas de la implementación de la inteligencia artificial son heterogeneidad, concentración, polarización y jerarquía. Las actividades económicas y capitales mejor posicionados para la adopción de la inteligencia artificial son aquellos con mayor complejidad tecnológica y donde la digitalización se encuentra más avanzada; la implementación de la inteligencia artificial tiene como base esta heterogeneidad preexistente y la amplifica. Por otra parte, por los costos vinculados a su implementación, los usos más complejos, amplios y rentables de la inteligencia artificial están concentrados en los grandes capitales. La concentración de la adopción de la inteligencia artificial tiende a ampliar la brecha de productividad y competitividad existente entre ramas industriales y entre capitales, así como a generar las condiciones para la apropiación de ganancias extraordinarias y “rentas tecnológicas”; dicho de otro modo, su implementación sumamente concentrada tiende a conformar archipiélagos de alta productividad y apropiación de ganancias extraordinarias en un mar de capitales poco productivos y con baja rentabilidad. Con la monopolización de las capacidades de desarrollo de las fuerzas productivas y de los medios para la apropiación de las ganancias extraordinarias, la heterogeneidad, la concentración y la polarización refuerzan las jerarquías

existentes entre capitales, ramas industriales y países, al tiempo que construyen nuevas jerarquías. En su conjunto, estas características de la inteligencia artificial tienden a consolidar la posición de las grandes corporaciones y sirven como una palanca para la centralización del capital.

IX

Una contradicción que la inteligencia artificial agudiza particularmente tiene que ver con la sustitución del trabajo vivo por el trabajo muerto. Aunque la adopción de la inteligencia artificial es fragmentaria, lenta y heterogénea –con lo cual la posibilidad de una automatización total pertenece a la ciencia ficción–, su uso acentúa la menor inversión relativa en capital variable respecto del capital total invertido y conforme se amplíe contribuirá a profundizar la caída tendencial de la tasa de ganancia. Para los capitales individuales que se ubican en la vanguardia de su implementación, la inteligencia artificial es un medio para la apropiación de ganancias extraordinarias; para el capital social global, agudiza la tendencia a la caída de la tasa de ganancia. De esta manera, una de las realizaciones tecnológicas más avanzadas de la modernidad capitalista conduce a que el capitalismo se reproduzca sobre una base cada vez más estrecha y pone en jaque las posibilidades de producción de plusvalor y de apropiación de ganancias.

X

Por las características de su implementación, la capacidad de la inteligencia artificial para dinamizar la acumulación y para apuntalar la rentabilidad en el conjunto del sistema es limitada, a pesar de su carácter genérico y de sus grandes potencialidades para la automatización. En estas circunstancias, lejos de servir como una base tecnológica que ofrezca posibilidades de solución ante las mayores contradicciones a las que se enfrenta el capitalismo contemporáneo, las complejiza y agudiza: la sobreacumulación de capital, la baja rentabilidad de la mayoría de los capitales, el bajo dinamismo de la acumulación, su incapacidad estructural para incorporar al empleo asalariado a la mayoría de la población trabajadora, las dificultades para la realización de las mercancías, entre otras.

XI

La producción estratégica de las bases técnicas para el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial –en especial de los microprocesadores y de los métodos de procesamiento de datos con aprendizaje automático– y la capacidad de innovación en esta tecnología están muy

concentradas en unos pocos capitales, con sede en unos pocos Estados-nación. La posición de liderazgo de las corporaciones que se ubican en la vanguardia de la innovación e implementación de la inteligencia artificial es la base que les permite definir las características generales del patrón tecnológico vigente y apropiarse de ganancias extraordinarias. La vanguardia tecnológica y el liderazgo económico de los capitales es apuntalada por los Estados –que sirven como punta de lanza y sostén de las condiciones de acumulación de aquellos–, al tiempo que el liderazgo económico de los capitales es uno de los pilares de la posición hegemónica en el sistema mundial.

XII

En América Latina, las características de adopción de la inteligencia artificial antes mencionadas –heterogeneidad, concentración, polarización y jerarquía– son aún más acentuadas. El hecho de que América Latina no participe de manera significativa de la producción estratégica de las tecnologías de vanguardia que están en la base del funcionamiento de la inteligencia artificial la lleva a ser una región crónicamente importadora, lo que agudiza las transferencias de plusvalor entre capitales, ramas industriales y países. Para los capitales, ramas industriales y países que producen las tecnologías en cuestión, dichas transferencias aparecen como apropiación de ganancias extraordinarias y rentas tecnológicas. Por otra parte, entre los obstáculos más significativos para la implementación de la inteligencia artificial en América Latina se encuentran la baja calidad de las infraestructuras digitales, el rezago en la digitalización de las empresas y la falta de trabajadores con las calificaciones necesarias. El uso de la inteligencia artificial en América Latina se inscribe en el marco del patrón exportador de especialización productiva. Las capacidades de inteligencia artificial y sus infraestructuras están concentradas en las grandes corporaciones estadounidenses de tecnologías digitales –Amazon, Alphabet, Microsoft–, mientras que su implementación lo está en el gran capital nacional y transnacional que controla las actividades que son ejes de la acumulación –actividades acotadas, cuyo espacio más importante y dinámico de realización es el mercado externo. La adopción de la inteligencia artificial profundiza la heterogeneidad productiva existente en América Latina y acentúa los rasgos más polarizantes y excluyentes del patrón de reproducción del capital vigente en la región.

La inteligencia artificial genera nuevas y más agudas formas de dependencia al dar una vuelta de tuerca adicional a las determinaciones generales del capitalismo dependiente y

reconfigurarlas: las transferencias de plusvalor entre capitales, ramas y países; la superexplotación de la fuerza de trabajo; y la ruptura en el ciclo del capital.

XIII

Hay algunos temas de enorme importancia que apenas fueron mencionados a lo largo de la presente investigación o fueron esbozados a grandes rasgos. Entre estos temas se encuentran:

- La importancia de China y las corporaciones con sede en ese país en la innovación e implementación de la inteligencia artificial.
- La inteligencia artificial como uno de los “campos de batalla” más importantes en la guerra tecnológica entre Estados Unidos y China y en la disputa por la hegemonía mundial entre estos dos países.
- Que además de servir para la valorización del capital y para la apropiación de ganancias extraordinarias, la inteligencia artificial sirve al control social autoritario y al ejercicio concentrado de otras relaciones de poder.
- La relevancia de la computación en la nube como infraestructura básica del capitalismo digital y la centralidad de las corporaciones que controlan dicha infraestructura.
- Las múltiples maneras en que la inteligencia artificial agudiza la tendencia a la crisis en la moderna sociedad capitalista.

Estos temas ameritan investigaciones mucho más amplias.

XIV

Para el caso de la inteligencia artificial en América Latina, algunos temas de gran relevancia que requieren un estudio detallado son:

- Las condiciones de acceso a internet, de infraestructuras y de digitalización de las empresas por países, no sólo a nivel regional, para mostrar con mayor claridad la heterogeneidad existente entre los países latinoamericanos y al interior de los países.
- Un análisis más puntual sobre los ingresos, la base de usuarios, la extracción de datos, etc., de las principales corporaciones que ofrecen capacidades de inteligencia artificial y/o que la implementan en la región.

- La identificación de los usos específicos de la inteligencia artificial por parte del gran capital local y transnacional por función y por industria, así como de la amplitud de su uso y de las mejoras en la productividad y en la rentabilidad que se obtienen tras su implementación.
- Los principales sujetos en el desarrollo y en la implementación de la inteligencia artificial en América Latina.

XV

La inteligencia artificial pone claramente de relieve el carácter contradictorio de la modernidad capitalista y muestra que bajo esta forma de organización de la vida social todo progreso tiene como su contracara la destrucción y la barbarie: el capitalismo alcanza su máxima realización tecnológica y ésta misma socava las condiciones para la acumulación; la inteligencia artificial es la realización más avanzada de las tendencias del desarrollo capitalista y agudiza sus contradicciones inherentes; su puesta en funcionamiento depende de la socialización objetiva del proceso de trabajo en escala planetaria y su resultado es una inédita privatización y polarización de la riqueza social; potencia la capacidad de producción de riqueza y trae consigo mayor explotación y exclusión.

BIBLIOGRAFÍA

- Accenture (2018), “Bringing AI into the workforce: the future is closer than you think”, *Accenture*, 15 de marzo, <https://www.accenture.com/nl-en/blogs/insights/ai-future-workforce-closer-than-you-think>, consultado el 2 de diciembre de 2020.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans & Avi Goldfarb (2018), *Prediction Machines. The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Review Business Review Press, Boston.
- Bensing, Greg (2014), “Amazon Wants to Ship Your Package Before You Buy It”, *The Wall Street Journal*, Nueva York, 17 de enero, <https://www.wsj.com/articles/BL-DGB-32082>.
- Boulanin, Vincent (2016), *Mapping the innovation ecosystem driving the advance of autonomy in weapon systems*, Working paper, SIPRI, Estocolmo, diciembre; disponible en <https://sipri.org/sites/default/files/Mapping-innovation-ecosystem-driving-autonomy-in-weapon-systems.pdf>
- Boulanin, Vincent y M. Verbruggen (2017), *Mapping the Development of Autonomy in Weapon Systems*, Estocolmo, SIPRI, https://www.sipri.org/sites/default/files/2017-11/siprireport_mapping_the_development_of_autonomy_in_weapon_systems_1117_1.pdf
- Brynjolfsson, Erik & Andrew McAfee (2014), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, W. W. Norton, Nueva York.
- Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock and Chad Syverson (2017), “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics”, *NBER Working Paper Series*, Working Paper 24001, National Bureau of Economic Research, Cambridge (MA), November, https://www.nber.org/system/files/working_papers/w24001/w24001.pdf.
- Brock, Jürgen Kai-Uwe & Florian von Wangenheim (2019), “Demystifying AI: What Digital Transformation Leaders Can Teach You About Realistic Artificial Intelligence”, *California Management Review*, University of California Berkeley, Vol. 61, No. 4, pp. 110-134.

- Burrell, J. (2016), “How the machine ‘thinks’: understanding opacity in machine learning algorithms”, *Big Data & Society*, January-June, pp. 1-12, <https://doi.org/10.1177%2F2053951715622512>.
- Calva, José Luis (2019), “La economía mexicana en su laberinto neoliberal”, *El Trimestre Económico*, No. 343, México, Fondo de Cultura Económica.
- Ceceña, Ana Esther (1990), “Sobre las diferentes modalidades de internacionalización del capital”, *Problemas del desarrollo. Revista latinoamericana de economía*, vol. XXI, núm. 81, IIEc-UNAM, abril-junio, pp. 15-40.
- Ceceña, Ana Esther (1995), “El núcleo estratégico de la producción y las relaciones Estado-mercado”, en *La internacionalización del capital y sus fronteras tecnológicas*, Ediciones El Caballito, México.
- Ceceña, Ana Esther (1998a), “Superioridad tecnológica, competencia y hegemonía”, en *La tecnología como instrumento de poder*, IIEc – DGAPA – El Caballito, México.
- Ceceña, Ana Esther (1998b), “Proceso de automatización y creación de equivalentes generales tecnológicos”, en *La tecnología como instrumento de poder*, IIEc – DGAPA – El Caballito, México.
- Ceceña, Ana Esther y Andrés Barreda (1995), “La producción estratégica como sustento de la hegemonía mundial. Aproximación metodológica”, en *Producción estratégica y hegemonía mundial*, Siglo XXI, México.
- Ceceña, Ana Esther, Leticia Palma y Édgar Amador (1995), “La electroinformática: núcleo y vanguardia del desarrollo de las fuerzas productivas”, en *Producción estratégica y hegemonía mundial*, Siglo XXI, México.
- Cepal (2020), “Universalizar el acceso a las tecnologías digitales para enfrentar los efectos del COVID-19”, Informe especial COVID-19, No. 7, Comisión Económica para América Latina y el Caribe, Santiago, 26 de agosto, https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/45938/4/S2000550_es.pdf.
- Ceruzzi, Paul E. (2012), *Computing. A concise history*, Cambridge (MA), MIT Press.
- Chace, Calum (2018), *Artificial intelligence and the two singularities*, Boca Raton (Florida), CRC Press.

- Chesnais, François (2020), “L’état de l’économie mondiale au début de la grande récession Covid-19: repères historiques, analyses et illustrations”, *A l’encontre*, 12 de abril, <https://alencontre.org/laune/letat-de-leconomie-mondiale-au-debut-de-la-grande-recession-covid-19-reperes-historiques-analyses-et-illustrations.html>.
- China Power Team (2016), “Are patents indicative of Chinese innovation?” *China Power*, CSIS, 15 de febrero, <https://chinapower.csis.org/patents/>.
- Cisco (2019), “Cisco Visual Networking Index: Forecast and Trends, 2017–2022 White Paper”, 27 de febrero, <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/white-paper-c11-741490.html>
- Cisco (2020), “Cisco Annual Internet Report (2018–2023)”, White Paper, <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/executive-perspectives/annual-internet-report/white-paper-c11-741490.pdf>.
- Cockburn, Iain M., Rebecca Henderson & Scott Stern (2018), “The impact of artificial intelligence on innovation”, *NBER Working Paper Series*, Working Paper 24449, Cambridge (MA), marzo, <https://www.nber.org/papers/w2449.pdf>.
- Cognilytica (2020), *Global AI Adoption Trends & Forecast 2020*, Cognilytica Research, 22 de enero, <https://www.cognilytica.com/2020/01/22/global-ai-adoption-trends-forecast-2020/>.
- Copeland, Jack (2000), “Artificial intelligence”, *Britannica Academic*, <https://academic-eb-com.pbidi.unam.mx:2443/levels/collegiate/article/artificial-intelligence/9711>.
- Crawford, K. y R. Calo (2016), “There is a blind spot in AI research. Fears about the future impacts of artificial intelligence are distracting researchers from the real risks of deployed systems”, *Nature*, núm. 538, pp. 311-313, https://www.nature.com/news/polopoly_fs/1.20805!/menu/main/topColumns/topLeftColumn/pdf/538311a.pdf
- Crawford, Kate & Vladan Joler (2018), “Anatomy of an AI System: The Amazon Echo As An Anatomical Map of Human Labor, Data and Planetary Resources,” *AI Now Institute and Share Lab*, 7 de septiembre, <https://anatomyof.ai>.

- Cusumano, M. A. (2010), “Cloud Computing and SaaS as New Computing Platforms”, *Communications of the ACM*, 53, (4), Association for Computing Machinery, <https://dl.acm.org/doi/10.1145/1721654.1721667>.
- Delgado Wise, Raúl (2017), “Claves para descifrar el sistema imperial de innovación comandado por Estados Unidos”, *Estudios Críticos del Desarrollo*, Zacatecas, Universidad Autónoma de Zacatecas, primer semestre, vol. VII, no. 12, pp. 123-152.
- Dowbor, Ladislau (1999), *La reproducción social*, Siglo XXI, México.
- Echeberría, Raúl (2020), “Infraestructura de Internet en América Latina: puntos de intercambio de tráfico, redes de distribución de contenido, cables submarinos y centros de datos”, serie Desarrollo Productivo, N° 226, Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Echeverría, Bolívar (1998), “El valor de uso: ontología y semiótica”, en *Valor de uso y utopía*, Siglo XXI, México.
- Echeverría, Bolívar (2005a), “‘Renta tecnológica’ y capitalismo histórico”, en *Mundo Siglo XXI. Revista del CIECAS-IPN*, vol. I, n° 2, México, pp. 17-20.
- Echeverría, Bolívar (2005b), “Presentación”, en *La tecnología del capital. Subsunción formal y subsunción real del proceso de trabajo al proceso de valorización (Extractos del Manuscrito 1861-1863)*, Ítaca, México.
- Echeverría, Bolívar (2010), *Definición de la cultura*, Fondo de Cultura Económica – Ítaca, México.
- Echeverría, Bolívar (2018), *Las ilusiones de la modernidad*, Era, México.
- Frey, Carl Benedikt & Michael A. Osborne (2013), “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?”, Oxford Martin School, Oxford University, 17 de septiembre, https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf.

- Gartner (2020), *Gartner Magic Quadrant for Cloud Infrastructure and Platform Services*, Gartner, 1 de septiembre, <https://www.gartner.com/en/documents/3989743/magic-quadrant-for-cloud-infrastructure-and-platform-ser>.
- Gereffi, Gary (2011), “Las cadenas productivas como marco analítico para la globalización”, *Problemas del desarrollo*, No. 125, IIEc – UNAM, abril-junio.
- Haenlein, M. & A. Kaplan (2019), “A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence”, *California Management Review*, University of California Berkeley, vol. 61, no. 4, pp. 5-14, <https://doi.org/10.1177%2F0008125619864925>.
- Hao, Karen (2019), “The next AI explosion will be defined by the chips we build for it. Specialized AI chips are the future, and chipmakers are scrambling to figure out which designs will prevail”, *MIT Technology Review*, Cambridge (MA), 26 de marzo, <https://www.technologyreview.com/2019/03/26/136381/the-next-ai-explosion-will-be-defined-by-the-chips-we-build-for-it/>.
- Hao, Karen (2020), “AI pioneer Geoff Hinton: ‘Deep learning is going to be able to do everything’”, *MIT Technology Review*, Cambridge (MA), 3 de noviembre, <https://www.technologyreview.com/2020/11/03/1011616/ai-godfather-geoffrey-hinton-deep-learning-will-do-everything/>.
- Hester, Hellen (2018), *Xenofeminismo. Tecnologías de género y políticas de reproducción*, Caja Negra, Buenos Aires.
- Hille, Kathrin (2020), “China gears up to fight back in tech war over chips”, *Financial Times*, Londres, 2 de noviembre, <https://www.ft.com/content/09c40e0c-df5b-4d4d-b7d5-46ccf06b2344>.
- Hodal, Kate (2012), “Death metal: tin mining in Indonesia”, *The Guardian*, Londres, 23 de noviembre, <https://www.theguardian.com/environment/2012/nov/23/tin-mining-indonesia-bangka>.
- Jappe, Anselm (2014), “Introducción a la edición castellana”, en *El absurdo mercado de los hombres sin cualidades. Ensayos sobre el fetichismo de la mercancía*, Pepitas de Calabaza, Logroño.

- JF Gagne (2020), *Global AI Talent Report 2020*, <https://jfgagne.ai/global-ai-talent-report-2020/>.
- Jouppi, N. (2016), “Google supercharges machine learning task with TPU custom chip”, *Google Cloud Blog*, 18 de mayo, <https://cloud.google.com/blog/products/gcp/google-supercharges-machine-learning-tasks-with-custom-chip>
- Kaplan, A. & Michael H. (2019a), “Siri, Siri, in my hand: Who’s the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence”, *Business Horizons*, no. 62, Indiana University, Elsevier, pp. 15-25, <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>.
- Kaplan, Andreas & Michael Haeinlein (2019b), “Digital transformation and disruption: On big data, blockchain, artificial intelligence, and other things”, *Business Horizons*, no. 62, Indiana University, Elsevier, pp. 679-681.
- Katz, Michael L. & Carl Shapiro (1985), “Network Externalities, Competition, and Compatibility”, *The American Economic Review*, Vol. 75, No. 3, junio, pp. 424-440, <https://www.jstor.org/stable/1814809?seq=1>.
- Katz, Raúl (2015), *El ecosistema y la economía digital en América Latina*, Ariel – Fundación Telefónica – Cepal – CAF – cet.la, Madrid, <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/768>.
- Katz, Raúl, Fernando Callorda y Juan Jung (2020), “El estado de la digitalización de América Latina frente a la pandemia de la Covid-19”, en *Revista LATAM.Digital*, Centro de Política Digital para América Latina, no. 1, https://centrolatam.digital/wp-content/uploads/2020/06/3_Revista_Katz_Callorda_Jung.pdf.
- Kelly, Kevin (2014), “The Three Breakthroughs That Have Finally Unleashed AI on the World”, *Wired*, 27 de octubre, <https://www.wired.com/2014/10/future-of-artificial-intelligence/>.
- Kelly, Kevin (2017), “The Myth of a Superhuman AI”, *Wired*, 25 de abril, <https://www.wired.com/2017/04/the-myth-of-a-superhuman-ai/>.
- Khan, L. M. (2017), “Amazon’s Antitrust Paradox”, *Yale Law Journal*, Vol. 126, issue 3, pp. 710-805, https://www.yalelawjournal.org/pdf/e.710.Khan.805_zuvfyeh.pdf.

- Kitchin, Rob & Gavin McArdle (2016), “What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets”, *Big Data & Society*, vol 3, no. 1, enero-junio, pp. 1-10, <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/2053951716631130>.
- Knight, Will (2017), “The Dark Secret at the Heart of AI”, *MIT Technology Review*, Vol. 120, No. 3, pp. 54-65, <https://www.technologyreview.com/2017/04/11/5113/the-dark-secret-at-the-heart-of-ai/>.
- Knight, Will (2020a), “Sales Calls Have Gone Virtual, and AI Is Listening In”, *Wired*, San Francisco, 9 de octubre, https://www.wired.com/story/sales-calls-virtual-ai-listening/?mc_cid=3a1303c53e&mc_eid=b703f83196.
- Knight, Will (2020b), “Companies Are Rushing to Use AI — but Few See a Payoff”, *Wired*, San Francisco, 20 de octubre, https://www.wired.com/story/companies-rushing-use-ai-few-see-payoff/?mc_cid=dc25bb2c13&mc_eid=b703f83196.
- KPMG (2020), “AI: The New Power Generation”, *KPMG*, 13 de febrero, <https://home.kpmg/xx/en/home/insights/2020/02/ai-the-new-power-generation.html>, consultado el 2 de diciembre de 2020.
- Laney, D. (2001), “3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety”, *Application Delivery Strategies*. *META Group*, Stamford (CT), 6 de febrero, <https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>
- LeCun, Yann; Yoshua Bengio & Geoffrey Hinton (2015), “Deep learning”, *Nature*, núm. 521, Macmillan, May, pp. 436-444, <https://www.nature.com/articles/nature14539>.
- Levy, Steven (2016), “How Google is Remaking Itself as a ‘Machine Learning First’ Company”, *Wired*, 22 de junio, <https://www.wired.com/2016/06/how-google-is-remaking-itself-as-a-machine-learning-first-company/>
- Lynch, S. (2017), “Andrew Ng: Why AI is the New Electricity”, *Stanford Graduate School of Business*, 11 de marzo, <https://www.gsb.stanford.edu/insights/andrew-ng-why-ai-new-electricity>.

- Magoulas, Roger y Steve Swoyer (2020), *AI adoption in the enterprise 2020*, O'Reilly, 18 de marzo, <https://www.oreilly.com/radar/ai-adoption-in-the-enterprise-2020/>.
- Mandel, Ernest (1973), *Introducción a la teoría económica marxista*, Era, México.
- Mandel, Ernest (1979), *El capitalismo tardío*, Era, México.
- Mandel, Ernest (1986), *Las ondas largas del desarrollo capitalista*, Siglo XXI, México.
- Mandel, Ernest (2005), *El capital. Cien años de controversias en torno a la obra de Karl Marx*, Siglo XXI, México.
- Marini, Ruy Mauro (1974), *Dialéctica de la dependencia*, Era, México.
- Marini, Ruy Mauro (1979), “Plusvalía extraordinaria y acumulación de capital”, en *Cuadernos Políticos*, no. 20, Era, México, abril-junio, pp. 18-39.
- Marini, Ruy Mauro (1982), “Sobre el patrón de reproducción de capital en Chile”, en *Cuadernos CIDAMO*, núm. 7, México. Disponible en www.marini-escritos.unam.mx/061_reproduccion_capital_chile.html.
- Marx, Karl (2011), *El capital*, varios tomos y volúmenes, Siglo XXI, México.
- Marx, Karl (2011b), *El capital. Libro I. Capítulo VI (inédito). Resultados del proceso inmediato de producción*, Siglo XXI, México.
- Marx, Karl (2016), *Elementos fundamentales para la crítica de la economía política (Grundrisse) 1857-1858*, volúmenes 1 y 2, Siglo XXI, México.
- McCarthy, John; Marvin Minsky; Nathaniel Rochester & Claude E. Shannon (1955), “A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence”, <http://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth>.
- McKinsey Global Institute (2017), *Making it in America: Revitalizing the US manufacturing*, noviembre, https://www.mckinsey.com/~/_media/McKinsey/Featured%20Insights/Americas/Making%20it%20in%20America%20Revitalizing%20US%20manufacturing/Making-it-in-America-Revitalizing-US-manufacturing-Executive-Summary.pdf.

- McKinsey Global Institute (2018), *Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy*, McKinsey & Company, septiembre, <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Artificial%20Intelligence/Notes%20from%20the%20frontier%20Modeling%20the%20impact%20of%20AI%20on%20the%20world%20economy/MGI-Notes-from-the-AI-frontier-Modeling-the-impact-of-AI-on-the-world-economy-September-2018.ashx>
- McKinsey & Company (2019), *Global AI Survey. AI proves its worth but few scale impact*, November, <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact#>.
- McKinsey Technology (2020), *Reducing data costs without jeopardizing growth*, McKinsey & Company, julio, <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Digital/Our%20Insights/Reducing%20data%20costs%20without%20jeopardizing%20growth/reducing-data-costs-not-jeopardizing-growth.pdf>
- Metz, Cade (2018), “Google Sells A.I. for Building A.I.”, *The New York Times*, Nueva York, 22 de enero, <https://www.nytimes.com/2018/01/17/technology/google-sells-ai.html>.
- Minsky, Marvin (ed.) (1968), *Semantic Information Processing*, Cambridge (MA), MIT Press.
- Minsky, Marvin & Seymour Papert (1969), *Perceptrons: an introduction to computational geometry*, Cambridge (MA), MIT Press.
- Mosco, Vincent (2016), “Marx in the cloud”, en Fuchs, C. & V. Mosco (eds.), *Marx in the age of digital capitalism*, Leiden, Brill.
- Moura Breda, Diógenes (2015), “Dependencia tecnológica y reproducción del capital: América Latina en el paradigma electroinformático”, tesis de maestría, Posgrado en Estudios Latinoamericanos, UNAM.
- Mumford, Lewis (1971), *Técnica y civilización*, Madrid, Alianza.
- Nadal, Alejandro (2020), *Pensar fuera de la caja: la economía mexicana y sus posibles alternativas*, Cepal, serie Estudios y Perspectivas, No. 182, México.

- Newman, Andy (2019), “I Found Work on an Amazon Website. I Made 97 Cents an Hour”, *The New York Times*, Nueva York, 15 de noviembre, <https://www.nytimes.com/interactive/2019/11/15/nyregion/amazon-mechanical-turk.html>.
- Ng, Andrew (2017), “Artificial Intelligence is the New Electricity”, Stanford Graduate School of Business, YouTube, 2 de febrero, <https://www.youtube.com/watch?v=21EiKfQYZXc>.
- OECD (2019a), *Determinants and impacts of automation. An analysis of robots adoption in OECD countries*, OECD Digital Economy Papers, No. 227, 22 de febrero, <https://doi.org/10.1787/ef425cb0-en>.
- OECD (2019b), *Artificial Intelligence in Society*, Paris, OECD Publishing, 11 de junio, <https://doi.org/10.1787/eedfee77-en>.
- Ornelas, Raúl (2017), “Hacia una economía política de la competencia. La empresa transnacional”, *Problemas del Desarrollo. Revista Latinoamericana de Economía*, vol. 48, núm. 189, abril-junio, pp. 9-32, <https://probdes.iiec.unam.mx/index.php/pde/article/view/57224/52080>.
- Ornelas, Raúl (2020), “Las CTN en la economía mundial”, en Ornelas, R. (coord.), *Estrategias para empeorarlo todo. Corporaciones, dislocación sistémica y destrucción del ambiente*, IIEc – UNAM, en prensa.
- Osorio, Jaime (2004), “Patrón de reproducción del capital: una alternativa en el análisis económico”, en *Crítica de la economía vulgar. Reproducción del capital y dependencia*, UAZ – Miguel Ángel Porrúa, México.
- Osorio, Jaime (2016a), “La totalidad como actividad unificante”, en *Fundamentos del análisis social. La realidad social y su conocimiento*, Fondo de Cultura Económica, México.
- Osorio, Jaime (2016b), “El nuevo patrón exportador de especialización productiva. Estudio a partir de cinco economías de la región”, en *Teoría marxista de la dependencia*, Ítaca – UAM, México.

- Osorio, Jaime (2019), “La totalidad como requisito”, en *Coyuntura. Cuestiones teóricas y políticas*, UAM – Ítaca, México.
- Parsaeefard, S., I. Tabrizian, A. Leon-Garcia (2019), “Artificial Intelligence as a Service (AI-aaS) on Software-Defined Infrastructure”, *IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN)*, IEEE, <https://ieeexplore.ieee.org/document/8931372>.
- Perrault, Raymond, Yoav Shoham, Erik Brynjolfsson, Jack Clark, John Etchemendy, Barbara Grosz, Terah Lyons, James Manyika, Saurabh Mishra, and Juan Carlos Niebles (2019), *The AI Index 2019 Annual Report*, AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Institute, Stanford University, Stanford, CA, December, https://hai.stanford.edu/sites/default/files/ai_index_2019_report.pdf.
- PwC (2017), “Sizing the prize. What’s the real value of AI for your business and how can you capitalise?”, *PwC*, <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf>.
- PwC Strategy& (2019), *The Global Innovation 1000 Study*, <https://www.strategyand.pwc.com/gx/en/insights/innovation1000.html>.
- Ransbotham, Sam, Shervin Khodabandeh, David Kiron, François Candelon, Michael Chu, and Burt LaFountain (2020), *Expanding AI's Impact With Organizational Learning*, MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group, October, Cambridge (MA), <https://sloanreview.mit.edu/ai2020>.
- Revell, Timothy (2017), “AI tracks your every move and tells your boss if you’re slacking”, *New Scientist*, 30 de enero, <https://www.newscientist.com/article/2119734-ai-tracks-your-every-move-and-tells-your-boss-if-youre-slacking/>.
- Richardson, R.; J. M. Schultz y K. Crawford (2019), “Dirty data, bad predictions: how civil rights violations impact police data, predictive policing systems and justice”, *New York University Law Review*, 94, (192), May, <https://www.nyulawreview.org/wp-content/uploads/2019/04/NYULawReview-94-Richardson-Schultz-Crawford.pdf>.
- Rivera Ríos, Miguel Ángel, José Benjamín Lujano y Josué García Veiga (2019), “Present and Future in the Mirror of the Past: Capitalist Dynamics, Digital Technology and Industry

- in the Fifth Kondratiev”, *World Review of Political Economy*, vol. 10, no. 4, invierno, pp. 449-483. <https://www.jstor.org/stable/10.13169/worrevipoliecon.10.4.0449?seq=1>.
- Russell, Stuart J. & Peter Norvig (2016), *Artificial Intelligence. A Modern Approach*, third edition, Malaysia, Pearson.
- Sadin, Éric (2017), *La humanidad aumentada. La administración digital del mundo*, Caja Negra, Buenos Aires.
- Sadin, Éric (2018), *La silicolonización del mundo. La irresistible expansión del liberalismo digital*, Caja Negra, Buenos Aires.
- Sadowski, Jathan (2019), “When data is capital: Datafication, accumulation, and extraction”, *Big Data & Society*, 7 de enero, <https://doi.org/10.1177/2053951718820549>.
- Sadowski, Jathan (2020), *Too Smart. How Digital Capitalism Is Extracting Data, Controlling Our Lives, and Taking Over the World*, MIT Press, Cambridge (MA).
- Schmidt, Eric (2020), “Eric Schmidt: I Used to Run Google. Silicon Valley Could Lose to China. We can’t win the technology wars without the federal government’s help” *The New York Times*, Nueva York, <https://www.nytimes.com/2020/02/27/opinion/eric-schmidt-ai-china.html>.
- Schwab, Klaus (2015), “The Fourth Industrial Revolution. What it Means and How to Respond”, *Foreign Affairs*, Council on Foreign Relations, Nueva York, 12 de diciembre, <https://www.foreignaffairs.com/articles/2015-12-12/fourth-industrial-revolution>.
- Schwab, Klaus (2017), *La cuarta revolución industrial*, Penguin Random House, México.
- Schwab, Klaus y Nicholas Davis (2018), *Shaping the Fourth Industrial Revolution*, World Economic Forum, Génova.
- Schwartz, R.; J. Dodge; N. A. Smith.; O. Etzioni (2019), “Green AI”, *arXiv*, julio, <https://arxiv.org/pdf/1907.10597.pdf>.
- Simonite, Tom (2017), “AI Software Learns to Make AI Software”, *MIT Technology Review*, Cambridge (MA), 18 de enero, <https://www.technologyreview.com/2017/01/18/154516/ai-software-learns-to-make-ai-software/>.

- Srnicek, Nick (2018a), *Capitalismo de plataformas*, Caja Negra, Buenos Aires.
- Srnicek, Nick (2018b), "Platform Monopolies and the Political Economy of AI", *Economics for the many*, Verso, London.
- Taddy, Matt (2018), "The technological elements of artificial intelligence", *NBER Working Paper Series*, Working Paper 24301, National Bureau of Economic Research, Cambridge (MA), February, <https://www.nber.org/papers/w24301>.
- Tarnoff, Ben (2020), "Covid-19 and the Cloud. The internet is a fossil fuel industry", *Progressive International*, 21 de mayo, <https://progressive.international/blueprint/d0b51aca-6c19-4216-b836-1974b74ee21f-ben-tarnoff-covid-19-and-the-cloud/en>.
- The Economist (2016), "Technology. From not working to neural networking. The artificial-intelligence boom is based on an old idea, but with a modern twist", *The Economist*, Londres, 25 de junio, <http://www.economist.com/news/special-report/21700756-artificial-intelligence-boom-based-old-idea-modern-twist-not>.
- The Economist (2017), "Regulating the internet giants. The world's most valuable resource is no longer oil, but data. The data economy demands a new approach to antitrust rules", *The Economist*, Londres, 6 de mayo, <https://www.economist.com/leaders/2017/05/06/the-worlds-most-valuable-resource-is-no-longer-oil-but-data>.
- The Economist (2018a), "Surgical intervention. Apple and Amazon's moves in health signal a coming transformation. The world's biggest tech firms see an opportunity in health care, which could mean empowered patients, better diagnosis of disease and lower costs", *The Economist*, Londres, 3 de febrero, <https://www.economist.com/business/2018/02/03/apple-and-amazons-moves-in-health-signal-a-coming-transformation>.
- The Economist (2018b), "In algorithms we trust. How AI is spreading throughout the supply chain. AI is making companies swifter, cleverer and leaner", *The Economist*, Londres, 31 de marzo, <https://www.economist.com/special-report/2018/03/28/how-ai-is-spreading-throughout-the-supply-chain>.

The Economist (2018c), “Hyenas and cheetahs. Artificial intelligence is awakening the chip industry’s animal spirits. Generalist chips are ceding some of the savannah to new, specialist processors”, *The Economist*, Londres, 9 de junio, <https://www.economist.com/business/2018/06/07/artificial-intelligence-is-awakening-the-chip-industrys-animal-spirits>.

The Economist (2019a), “Now playing, everywhere. The tricky task of policing YouTube. How to clean up the world's biggest video-sharing site”, *The Economist*, Londres, 4 de mayo, <https://www.economist.com/briefing/2019/05/04/the-tricky-task-of-policing-youtube>.

The Economist (2019b), “From the home to the office. Companies are taking advantage of their new ability to track their workers. And, increasingly, their customers too”, *The Economist*, Londres, 14 de septiembre, <https://www.economist.com/technology-quarterly/2019/09/12/companies-are-taking-advantage-of-their-new-ability-to-track-their-workers>.

The Economist (2019c), “Quantum computing. Google claims to have demonstrated 'quantum supremacy'. It could be the field's Sputnik moment”, *The Economist*, Londres, 28 de septiembre, <https://www.economist.com/leaders/2019/09/28/google-claims-to-have-demonstrated-quantum-supremacy>.

The Economist (2019d), “March of the machines. The stockmarket is now run by computers, algorithms and passive managers”, *The Economist*, Londres, 3 de octubre, <https://www.economist.com/briefing/2019/10/05/the-stockmarket-is-now-run-by-computers-algorithms-and-passive-managers>.

The Economist (2019e), “Quantum computing. IBM challenges a recent result in quantum computing. Technically, they are right. Practically, it makes little difference”, *The Economist*, Londres, 2 de noviembre, <https://www.economist.com/science-and-technology/2019/10/31/ibm-challenges-a-recent-result-in-quantum-computing>.

The Economist (2019f), “The Zen masters. AMD, a chipmaking underdog, is having its day. And nipping at Intel's heels”, *The Economist*, Londres, 2 de noviembre, <https://www.economist.com/business/2019/10/31/amd-a-chipmaking-underdog-is-having-its-day>.

- The Economist (2020), “Microprocessors. China is slowly moving up the microprocessing value chain”, *The Economist*, Londres, 4 de enero, <https://www.economist.com/technology-quarterly/2020/01/02/china-is-slowly-moving-up-the-microprocessing-value-chain>.
- Unesco (2019), “Global investments in R&D”, Fact Sheet No. 54, París, junio, <http://uis.unesco.org/sites/default/files/documents/fs54-global-investments-rd-2019-en.pdf>.
- Trajtenberg, Manuel (2018), “AI as the next GPT: a political economy perspective”, *NBER Working Paper Series*, Working Paper 24245, Cambridge (MA), enero, <https://www.nber.org/papers/w24245.pdf>.
- Vanian, Jonathan (2018a), “Unmasking A.I.’s Bias Problem. Artificial intelligence can imitate and enhance human decision-making – and amplify human prejudices. Can Big Tech tackle A.I.’s discrimination problem?”, *Fortune*, 25 de junio, <http://fortune.com/longform/ai-bias-problem/>.
- Vanian, Jonathan (2018b), “The 9 companies behind de A.I. acquisition boom”, *Fortune*, 25 de junio, <http://fortune.com/2018/06/25/ai-acquisition-apple-facebook-amazon-twitter/>
- Varian, Hal (2018), “Artificial intelligence, economics, and industrial organization”, *NBER Working Paper Series*, Working Paper 24839, Cambridge (MA), julio, <https://www.nber.org/papers/w24839.pdf>.
- Vidal, Gregorio (2018), “Mercados internacionales de capital, inversión extranjera directa y grandes empresas en México”, *Ola Financiera*, Vol. 11, No. 31, septiembre- diciembre, pp. 254-281.
- Wakabayashi, Daisuke (2019), "Prime Leverage: How Amazon Wields Power in the Technology World", *The New York Times*, New York, 15 de diciembre, <https://www.nytimes.com/2019/12/15/technology/amazon-aws-cloud-competition.html>.
- Yampolskiy, R. V. (ed.) (2018), *Artificial intelligence safety and security*, Boca Raton (Florida), CRC Press – Taylor & Francis Group.

Yeginsu, Ceylan (2018), “If workers slack off, the Wristband Will Know. (And Amazon Has a Patent for It.)”, *The New York Times*, New York, 8 de febrero, <https://www.nytimes.com/2018/02/01/technology/amazon-wristband-tracking-privacy.html>.

Zolas, Nikolas, Zachary Kroff, Erik Brynjolfsson, Kristina McElheran, David Beede, Catherine Buffington, Nathan Goldschlag, Lucia Foster, and Emin Dinlersoz (2020), “Advanced Technologies Adoption and Use by U.S. Firms: Evidence from the Annual Business Survey”, *US Census Bureau*, 2 de julio.

Zuboff, Shoshana (2019), *The Age of Surveillance Capitalism. The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*, New York, Public Affairs.

ANEXO DE CUADROS Y GRÁFICAS

Cuadro A.1. Valor agregado en la fabricación de productos de informática, de electrónica y de óptica, por región. 2002-2016

Millones de dólares a precios de 2018 y porcentaje respecto del total mundial

	<i>Millones de dólares a precios de 2018</i>				
	2002	2006	2010	2014	2018
Mundo	539,048	778,687	899,269	1,045,364	1,185,851
Asia	225,898	351,723	453,227	567,321	684,357
América del Norte	176,485	230,636	248,021	257,988	306,482
Europa	103,962	159,592	158,032	172,493	148,754
América Latina	24,740	25,544	25,253	29,587	26,914
Medio Oriente	5,227	6,119	8,393	10,152	10,335
Oceanía	1,667	3,011	3,720	3,977	5,194
África	1,070	2,063	2,622	3,849	3,345
	<i>% respecto del total mundial</i>				
	2002	2006	2010	2014	2018
Asia	41.9%	45.2%	50.4%	54.3%	57.7%
América del Norte	32.7%	29.6%	27.6%	24.7%	25.8%
Europa	19.3%	20.5%	17.6%	16.5%	12.5%
América Latina	4.6%	3.3%	2.8%	2.8%	2.3%
Medio Oriente	1.0%	0.8%	0.9%	1.0%	0.9%
Oceanía	0.3%	0.4%	0.4%	0.4%	0.4%
África	0.2%	0.3%	0.3%	0.4%	0.3%

Fuente: elaboración propia con datos de Science & Engineering Indicators, 2020.

Cuadro A.2. Mayores empresas de tecnología incluidas en el listado de Fortune Global 500. 2019

Ingresos en millones de dólares

Rank	Nombre	Industria	País sede	Ingresos
11	Apple	Computación y equipo de oficina	Estados Unidos	265,595
13	Amazon.com	Servicios de internet	Estados Unidos	232,887
15	Samsung Electronics	Equipo eléctrico y electrónico	Corea del Sur	221,579
23	Hon Hai Precision Industry	Equipo eléctrico y electrónico	Taiwán	175,617
37	Alphabet	Servicios de internet	Estados Unidos	136,819
60	Microsoft	Software	Estados Unidos	110,360
61	Huawei	Redes y equipo de telecom.	China	109,030
84	Dell Technologies	Computación y equipo de oficina	Estados Unidos	90,621
102	Hitachi	Equipo eléctrico y electrónico	Japón	85,507
114	IBM	Servicios de TI	Estados Unidos	79,591
116	Sony	Equipo eléctrico y electrónico	Japón	78,158
131	Panasonic	Equipo eléctrico y electrónico	Japón	72,178
135	Intel	Semiconductores	Estados Unidos	70,848
173	HP	Computación y equipo de oficina	Estados Unidos	58,472
184	Facebook	Servicios de internet	Estados Unidos	55,838
185	LG Electronics	Equipo eléctrico y electrónico	Corea del Sur	55,757
212	Lenovo Group	Computación y equipo de oficina	China	51,037
225	Cisco Systems	Redes y equipo de telecom.	Estados Unidos	49,330
237	Tencent Holdings	Servicios de internet	China	47,273
259	Pegatron	Equipo eléctrico y electrónico	Taiwán	44,453
298	Accenture	Servicios de TI	Irlanda	40,993
307	Oracle	Software	Estados Unidos	39,831
335	SK Hynix	Semiconductores	Corea del Sur	36,736
345	Canon	Computación y equipo de oficina	Japón	35,797
349	Fujitsu	Servicios de TI	Japón	35,647
363	Taiwan Semiconductor Manufacturing	Semiconductores	Taiwán	34,218

365	Quanta Computer	Computación y equipo de oficina	Taiwán	34,103
371	Toshiba	Equipo eléctrico y electrónico	Japón	33,313
375	China Electronics	Equipo eléctrico y electrónico	China	33,056
390	Compal Electronics	Computación y equipo de oficina	Taiwán	32,103
404	Hewlett Packard Enterprise	Computación y equipo de oficina	Estados Unidos	30,852
409	Micron Technology	Semiconductores	Estados Unidos	30,391
424	Wistron	Computación y equipo de oficina	Taiwán	29,510
427	SAP	Software	Alemania	29,160
466	Nokia	Redes y equipo de telecom.	Finlandia	26,628
468	Xiaomi	Servicios de internet	China	26,444
470	NEC	Servicios de TI	Japón	26,277
474	Flex	Semiconductores	Singapur	26,211

Fuente: Fortune 500 Global, 2019, <https://fortune.com/global500/2019/search/>.

**Cuadro A.3. América Latina. Velocidad promedio de descarga de banda ancha móvil.
Julio 2020**

Velocidad de descarga en megabits por segundo

País	Velocidad de descarga (Mbps)
Trinidad y Tobago	43.09
Jamaica	35.50
Promedio mundial /¹	34.51
Uruguay	32.22
México	30.75
Brasil	27.87
Argentina	27.84
Rep. Dominicana	27.54
Costa Rica	26.86
Suriname	26.81
Cuba	26.28
Guatemala	25.04
Promedio AlyC /¹	23.79
Perú	23.28
Ecuador	22.66
Belice	22.20
Honduras	22.18
Nicaragua	20.61
Bolivia	19.44
Chile	18.79
Colombia	18.43
Panamá	17.38
El Salvador	17.10
Haití	16.32
Paraguay	15.28
Venezuela	7.57

Nota: /¹ Promedios simples.

Fuente: <https://www.speedtest.net/global-index>, consultado el 27 de agosto de 2020.

**Cuadro A.4. América Latina. Velocidad promedio de descarga de banda ancha fija.
Julio 2020**

Velocidad de descarga en megabits por segundo

País	Velocidad de descarga (Mbps)
Chile	122.33
Panamá	93.45
Promedio mundial /¹	81.46
Brasil	63.79
Trinidad y Tobago	62.77
Uruguay	53.53
San Vicente y las Granadinas	47.24
Argentina	43.70
México	42.54
Santa Lucía	40.94
Belice	39.90
Costa Rica	36.94
Jamaica	36.83
Paraguay	36.52
Colombia	35.38
Promedio AlyC /¹	35.22
Perú	32.96
Dominica	30.38
Guyana	28.33
Ecuador	26.26
Saint Kitts y Nevis	25.60
Rep. Dominicana	25.29
Antigua y Barbuda	18.29
Bolivia	17.52
Honduras	16.70
Nicaragua	15.86
El Salvador	15.36
Haití	14.52
Guatemala	14.41
Surinam	11.06
Venezuela	4.15
Cuba	3.95

Nota: /¹ Promedios simples.

Fuente: <https://www.speedtest.net/global-index>, consultado el 27 de agosto de 2020.

Cuadro A.5. Distribución regional de los centros de datos. Noviembre de 2020
Número de centros de datos

	# centros de datos	% del total
América del Norte	1,971	42.0%
Europa	1,655	35.3%
Asia	467	9.9%
Oceanía	245	5.2%
América Latina	152	3.2%
Medio Oriente	135	2.9%
África	69	1.5%

Fuente: <https://www.datacentermap.com/datacenters.html>; consultado el 20 de noviembre de 2020.

Cuadro A.6. Usuarios de internet por región. 2009-2018

Millones de personas y porcentaje

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Mundo	1,750	2,012	2,219	2,453	2,645	2,830	3,037	3,321	3,675	3,896
Asia y Pacífico	740	889	1,008	1,119	1,238	1,332	1,428	1,592	1,832	1,955
Europa	397	422	434	453	469	487	495	511	530	550
América Latina	181	204	234	260	282	304	343	366	400	423
América del Norte	245	249	246	263	256	263	271	309	317	324
África	60	81	103	122	143	165	190	215	246	268
Estados Árabes	71	85	98	112	124	138	165	176	192	208
CEI	55	81	96	123	133	140	143	151	158	168
	<i>% del total mundial</i>									
Asia y Pacífico	42%	44%	45%	46%	47%	47%	47%	48%	50%	50%
Europa	23%	21%	20%	18%	18%	17%	16%	15%	14%	14%
América Latina	10%	10%	11%	11%	11%	11%	11%	11%	11%	11%
América del Norte	14%	12%	11%	11%	10%	9%	9%	9%	9%	8%
África	3%	4%	5%	5%	5%	6%	6%	6%	7%	7%
Estados Árabes	4%	4%	4%	5%	5%	5%	5%	5%	5%	5%
CEI	3%	4%	4%	5%	5%	5%	5%	5%	4%	4%

Nota: las siglas CEI se refieren a la Comunidad de Estados Independientes, una organización supranacional compuesta por nueve de las quince exrepúblicas soviéticas (Armenia, Azerbaiyán, Bielorrusia, Kazajistán, Kirguistán, Moldavia, Rusia, Tayikistán, Uzbekistán).

Fuente: Unión internacional de telecomunicaciones.

Cuadro A.7. Instalaciones estimadas de robots industriales multipropósito, por país y región. 2011-2018

Número de unidades

País o región	2011	2012	2013	2014	2015	2018*
Mundo	1,153,097	1,235,389	1,332,218	1,480,778	1,664,000	2,327,000
América	192,966	207,017	226,071	248,430	272,000	343,000
Brasil	6,971	7,576	8,564	9,557	10,300	18,300
América del Norte (Canadá, Estados Unidos, México)	184,679	197,962	215,817	236,891	259,200	323,000
Otros países de América	1,316	1,479	1,690	1,982	2,500	1,700
Asia-Australia	576,545	628,889	689,349	785,028	914,000	1,417,000
China	74,317	96,924	132,784	189,358	262,900	614,200
India	6,352	7,840	9,677	11,760	14,300	27,100
Japón	307,201	310,508	304,001	295,829	297,200	291,800
Corea del Sur	124,190	138,883	156,110	176,833	201,200	279,000
Taiwán	29,837	32,455	37,252	43,484	50,500	67,000
Tailandia	13,088	17,116	20,337	23,893	27,900	41,600
Otros países de Asia-Australia	21,560	25,163	29,188	43,871	60,000	96,300
Europa	369,965	380,546	392,227	411,062	433,000	519,000
República Checa	5,890	6,830	8,097	9,543	11,000	18,200
Francia	34,461	33,624	32,301	32,233	32,300	33,700
Alemania	157,241	161,988	167,579	175,768	183,700	216,800
Italia	62,245	60,750	59,078	59,823	61,200	67,000
España	29,847	28,911	28,091	27,983	28,700	29,500
Reino Unido	13,641	15,046	15,591	16,935	18,200	23,800
Otros países de Europa	66,640	73,397	81,490	88,777	97,900	130,000
África	2,495	2,858	3,501	3,874	4,500	6,500
No especificado	11,126	16,079	21,070	32,384	40,500	41,500

Nota: *: datos estimados.

Fuente: International Federation of Robotics.

Cuadro A.8. Cargamentos anuales estimados de robots industriales multipropósito, por país y región. 2013-2018

Número de unidades

País o región	2013	2014	2015	2016	2017	2018*
Mundo	178,132	220,571	253,748	294,347	381,335	421,000
América	30,317	32,616	38,134	41,295	46,118	44,300
América del Norte	28,668	31,029	36,444	39,671	43,529	43,000
- Estados Unidos			27,504	31,404	33,192	35,000
- Canadá			3,474	2,334	4,003	3,500
- México			5,466	5,933	6,334	4,500
Brasil	1,398	1,266	1,407	1,207	961	900
Resto de América del Sur			283	394	300	400
Países no especificados de América				23	1328	
Asia-Australia	98,807	134,444	160,558	190,542	261,826	298,150
China	36,560	57,096	68,556			
India	1,917	2,126	2,065			
Japón	25,110	29,297	35,023			
Corea del Sur	21,307	24,721	38,285			
Taiwán	5,457	6,912	7,200			
Tailandia	3,221	3,657	2,556			
Otros países de Asia-Australia	5,235	10,635	6,873			
Europa	43,284	45,559	50,073	56,078	66,259	70,950
República Checa	1,337	4,643	5,976			
Francia	2,161	2,944	3,045			
Alemania	18,297	20,051	20,105			
Italia	4,701	6,215	6,657			
España	2,764	2,312	3,766			
Reino Unido	2,486	2,094	1,645			
Otros países de Europa	11,538	7,300	8,879			
África	733	428	348	879	451	500
No especificado	4,991	7,524	4,635	5,553	6,681	7,100

Nota: *: datos estimados.

Fuente: International Federation of Robotics.

Cuadro A.9. América Latina. Porcentaje de individuos que usan internet por país. 2017

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
América Latina y el Caribe	34.7	39.3	43.2	46.2	48.3	54.4	57.3	62.1
Chile	45.0	52.2	55.1	58.0	61.1	64.3	66.0	82.3
Barbados	65.0	67.0	71.0	72.0	75.0	76.0	80.0	81.8
Islas Caimán	66.0	69.5	69.7	71.4	74.0	77.0	79.0	81.1
Saint Kitts y Nevis	63.0	63.2	64.0	64.6	68.0	75.7	76.8	80.7
Trinidad y Tabago	48.5	55.2	59.5	63.8	65.1	69.2	73.3	77.3
Antigua y Barbuda	47.0	52.0	58.0	63.4	67.8	70.0	73.0	76.0
Argentina	45.0	51.0	56.0	60.0	65.0	68.0	70.0	75.8
Puerto Rico	45.3	48.0	69.0	69.0	76.1	79.5	80.3	72.8
Costa Rica	36.5	39.0	47.5	46.0	53.0	60.0	66.0	71.6
Dominica	47.5	48.6	49.8	51.0	57.5	65.0	67.0	69.6
Uruguay	46.4	51.4	54.5	57.7	61.5	64.6	66.4	68.3
Brasil	41.0	46.0	49.0	51.0	55.0	58.0	60.0	67.5
San Vicente y las Granadinas	33.7	36.7	40.0	43.5	47.4	51.8	55.6	65.6
República Dominicana	31.4	38.0	42.3	45.9	49.6	54.2	61.3	65.0
Venezuela	37.4	40.2	49.1	54.9	57.0	61.9	60.0	64.3
México	31.1	37.2	39.8	43.5	44.4	57.4	59.5	63.9
Colombia	36.5	40.4	49.0	52.0	53.0	56.0	58.0	62.3
Paraguay	19.8	24.8	29.3	36.9	43.0	48.4	51.3	61.1
Granada	27.0	30.0	32.0	35.0	52.0	54.0	56.0	59.1
Panamá	40.1	42.7	40.3	44.0	44.9	51.2	54.0	57.9
Ecuador	29.0	31.4	35.1	40.3	45.6	48.9	54.1	57.3
Santa Lucía	43.3	44.0	45.9	46.2	50.0	42.5	46.7	50.8
Cuba	16.0	16.0	21.2	28.0	29.0	37.0	39.0	49.1
Suriname	31.6	32.0	34.7	37.4	40.1	42.8	45.4	48.9
Jamaica	27.7	37.4	33.8	37.1	40.4	42.2	45.0	48.8
Perú	34.8	36.0	38.2	39.2	40.2	40.9	45.5	48.7
Belice	28.0	31.0	31.0	33.6	39.0	42.0	45.0	47.1
Bolivia	22.4	30.0	35.3	37.0	35.0	36.0	40.0	43.8
Guatemala	11.0	12.3	16.0	20.0	23.4	29.0	35.0	40.7
Guyana	30.0	30.0	31.0	31.0	32.0	34.0	36.0	37.3
Honduras	11.1	16.0	18.1	17.8	19.1	27.6	30.0	32.1
El Salvador	16.0	19.0	20.3	23.1	24.8	26.8	29.0	31.3
Nicaragua	10.0	10.6	13.5	15.5	17.6	19.7	24.6	27.9
Haití	8.4	9.0	9.8	10.6	11.4	12.2	12.2	12.3

Fuente: Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

Cuadro A.10. Gasto en investigación y desarrollo como porcentaje del PIB. 2000-2018

Porcentaje

	Mundo	América del Norte	Asia oriental y el Pacífico	Unión Europea	América Latina y el Caribe	Asia meridional
2000	2.06	2.58	2.26	1.75	0.57	0.65
2001	2.08	2.61	2.31	1.82	0.54	0.66
2002	2.04	2.52	2.27	1.79	0.53	0.66
2003	2.03	2.52	2.36	1.82	0.56	0.72
2004	1.99	2.46	2.34	1.79	0.57	0.74
2005	1.97	2.47	2.43	1.78	0.59	0.77
2006	1.98	2.50	2.43	1.80	0.59	0.79
2007	1.94	2.56	2.38	1.79	0.63	0.79
2008	2.00	2.68	2.38	1.87	0.67	0.83
2009	2.03	2.73	2.27	1.97	0.70	0.79
2010	2.02	2.65	2.42	1.97	0.74	0.76
2011	2.01	2.66	2.35	2.02	0.71	0.71
2012	2.04	2.59	2.51	2.08	0.69	0.74
2013	1.99	2.61	2.30	2.08	0.72	0.64
2014	2.07	2.63	2.50	2.11	0.74	0.68
2015	2.09	2.64	2.36	2.12	0.75	0.62
2016	2.13	2.68	2.38	2.11	0.72	0.67
2017	2.14	2.73	2.36	2.17	0.71	0.62
2018	2.27	2.74	2.51	2.18		0.65

Fuente: Banco Mundial.

Cuadro A.11. América Latina. Gasto en investigación y desarrollo. 2010-2017

Miles de millones de dólares

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
América Latina y el Caribe	39.56	43.45	42.23	45.18	47.69	41.60	38.83	42.70
Brasil	25.62	29.82	27.78	29.57	31.22	24.20	22.70	26.06
México	5.23	5.56	5.06	5.42	5.72	5.03	4.18	3.80
Argentina	2.38	3.00	3.47	3.41	3.13	3.70	3.11	3.48
Chile	0.72	0.89	0.97	1.08	0.98	0.93	0.93	0.98
Colombia	0.56	0.69	0.87	1.04	1.16	0.85	0.75	0.76
Cuba	0.39	0.19	0.30	0.37	0.34	0.37	0.31	0.42
Costa Rica	0.18	0.20	0.26	0.28	0.29	0.25	0.25	0.25
Perú	0.00	0.14	0.11	0.16	0.22	0.22	0.23	0.26
Uruguay	0.14	0.17	0.17	0.18	0.19	0.19	0.22	0.29
Panamá	0.04	0.06	0.03	0.03	0.07	0.07	0.08	0.09
Paraguay	0.00	0.01	0.02	0.00	0.03	0.04	0.04	0.06
El Salvador	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05
Trinidad y Tobago	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
Guatemala	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.02
Antigua y Barbuda	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Bahamas	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Belice	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Bolivia	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Dominica	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
República Dominicana	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Ecuador	0.28	0.27	0.29	0.36	0.45	0.00	0.00	0.00
Granada	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Guyana	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Honduras	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
Haití	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Jamaica	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Saint Kitts y Nevis	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Santa Lucía	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Nicaragua	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00
Puerto Rico	0.00	0.00	0.00	0.45	0.00	0.44	0.00	0.00
Suriname	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
San Vicente y las Granadinas	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Venezuela	0.74	0.48	0.95	1.18	1.63	0.00	0.00	0.00

Fuente: Banco Mundial.

Cuadro A.12. Las 50 principales empresas receptoras de patentes en inteligencia artificial. 2014-2016

Porcentaje respecto de la muestra

Rank	Empresa	País	Sector	%
(1)	Canon	Japón	Maquinaria	10.6
(2)	Samsung Electronics	Corea	Computadoras y electrónica	7.9
(3)	Fujitsu	Japón	Computadoras y electrónica	3.6
(4)	Alphabet Inc.	Estados Unidos	Tecnologías de la información	3.4
(5)	Fujifilm	Japón	Computadoras y electrónica	3.3
(6)	Toshiba	Japón	Computadoras y electrónica	3.2
(7)	Sony	Japón	Computadoras y electrónica	3.1
(8)	Ricoh	Japón	Maquinaria	2.4
(9)	Qualcomm	Estados Unidos	Computadoras y electrónica	2.1
(10)	NEC	Japón	Computadoras y electrónica	2.0
(11)	Olympus	Japón	Computadoras y electrónica	2.0
(12)	Hitachi	Japón	Equipo eléctrico	1.8
(13)	Intel	Estados Unidos	Computadoras y electrónica	1.8
(14)	Fanuc	Japón	Maquinaria	1.7
(15)	IBM	Estados Unidos	Tecnologías de la información	1.5
(16)	Huawei	China	Computadoras y electrónica	1.4
(17)	Siemens	Alemania	Maquinaria	1.4
(18)	Mitsubishi Electric	Japón	Equipo eléctrico	1.4
(19)	Denso	Japón	Equipo de transporte	1.3
(20)	Softbank	Japón	Tecnologías de la información	1.2
(21)	Tencent	China	Tecnologías de la información	1.1
(22)	Toyota Motor	Japón	Equipo de transporte	1.0
(23)	Philips	Países Bajos	Equipo eléctrico	1.0
(24)	Baidu	China	Tecnologías de la información	1.0
(25)	Kyocera	Japón	Computadoras y electrónica	1.0
(26)	General Motors	Estados Unidos	Equipo de transporte	0.9
(27)	Microsoft	Estados Unidos	Software	0.9
(28)	Ford	Estados Unidos	Equipo de transporte	0.9
(29)	Omron	Japón	Computadoras y electrónica	0.9
(30)	Hyundai Motor	Corea	Equipo de transporte	0.9
(31)	Tata Consultancy Services	India	Tecnologías de la información	0.9
(32)	Konica Minolta	Japón	Computadoras y electrónica	0.9
(33)	Casio Computer	Japón	Computadoras y electrónica	0.8
(34)	Accenture	Irlanda	Otros servicios de negocios	0.7
(35)	Boe Technology Group	China	Computadoras y electrónica	0.7

(36)	General Electric	Estados Unidos	Equipo de transporte	0.7
(37)	Alibaba Group Holding Limited	China	Comercio mayorista y minorista	0.6
(38)	LG Electronics	Corea	Computadoras y electrónica	0.6
(39)	Honda Motor	Japón	Equipo de transporte	0.6
(40)	Honeywell	Estados Unidos	Equipo de transporte	0.6
(41)	Robert Bosch	Alemania	Maquinaria	0.5
(42)	Boeing	Estados Unidos	Equipo de transporte	0.5
(43)	Seiko Epson	Japón	Computadoras y electrónica	0.5
(44)	Wipro	India	Tecnologías de la información	0.5
(45)	Xerox	Estados Unidos	Otros servicios de negocios	0.5
(46)	Amazon.com	Estados Unidos	Comercio mayorista y minorista	0.5
(47)	SK Hynix	Corea	Computadoras y electrónica	0.4
(48)	Brother Industries	Japón	Equipo eléctrico	0.4
(49)	Leshi Internet Information & Technology Corporation	China	Tecnologías de la información	0.4
(50)	Hon Hai Precision Industry	Taiwán	Computadoras y electrónica	0.4

Fuente: OECD (2019), “World Corporate Top R&D investors: Shaping the Future of Technologies and of AI”.

Cuadro A.13. Índice de digitalización de la producción, por región. 2015

Índice

País	Total	Digitización de insumos	Digitización de procesamiento	Digitización de ventas y distribución	Infraestructura digitalizada
África	13.89	10.22	18.3	5.95	21.1
América del Norte	73.78	91	66.22	38.22	99.66
Asia y Pacífico	21.87	21.44	42.82	10.92	12.3
CAF	50.66	56.64	36.53	32.68	76.78
Europa del Este	41.98	33.93	37.24	27.06	69.7
Europa Occidental	64.97	63.79	54.9	45.12	96.07
América Latina y el Caribe	47.9	53.85	35.17	30.64	71.96
MENA	56.43	40.78	43.49	64.58	76.88
OECD	63.32	64.75	55.38	39.04	94.1

Fuente: CAF, Índice de Desarrollo del ecosistema digital.

Cuadro A.14. América Latina. Índice de digitalización de la producción, por país. 2015

Índice

País	Total	Digitización de insumos	Digitización de procesamiento	Digitización de ventas y distribución	Infraestructura digitalizada
Colombia	78.78	65.6	55.38	100	94.16
Chile	73.73	76.11	44.54	75.85	98.42
Barbados	68.55	76.91	52	45.3	100
Trinidad y Tobago	68.55	76.91	52	45.3	100
Uruguay	60.97	53.39	26.22	75.98	88.3
El Salvador	60.64	53.47	58.6	49.16	81.34
Brasil	58.64	72.48	43.9	25.26	92.92
Argentina	56.43	62.7	32.24	39.74	91.02
Guatemala	48.88	54.95	35.88	31.26	73.44
Panamá	41.44	36.93	27.63	57.33	43.87
México	40.51	45.04	25.66	18.62	72.74
Cuba	35.94	6.55	85.28	4.48	47.44
Venezuela	31.96	35.93	23.46	20.44	48.01
República Dominicana	31.34	56.42	36.84	32.09	
Jamaica	30.57	34.37	22.44	19.55	45.93
Ecuador	28.07	50.53	32.99	28.74	
Costa Rica	25.71	28.91	18.87	16.44	38.63
Perú	17.16	19.29	12.6	10.97	25.78
Honduras	15.04	16.91	11.04	9.62	22.6
Bolivia	14.93	16.78	10.96	9.55	22.43
Paraguay	14.93	16.78	10.96	9.55	22.43
Nicaragua	12.03	13.52	8.83	7.69	18.07
Haití	4.82	5.41	3.53	3.08	7.23

Los países están ordenados de mayor a menor, según el valor total del índice.

Fuente: CAF, Índice de Desarrollo del ecosistema digital.